

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO
ENGENHARIA DE PRODUÇÃO

APLICAÇÃO DA ANÁLISE MULTIVARIADA PARA CLASSIFICAÇÃO E .
PREVISÃO DE AVALIAÇÃO DO DESEMPENHO ACADÊMICO DOS ALUNOS
DE ENGENHARIA MECÂNICA DO CEFET - PR

CESAR AFONSO

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção da Universidade Federal de Santa Catarina, como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Engenharia de Produção.

FLORIONÓPOLIS-SC

2001

**APLICAÇÃO DA ANÁLISE MULTIVARIADA PARA CLASSIFICAÇÃO E
PREVISÃO DE AVALIAÇÃO DO DESEMPENHO ACADÊMICO DOS ALUNOS
DE ENGENHARIA MECÂNICA DO CEFET**

CESAR AFONSO

**Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de
Produção da Universidade Federal de Santa Catarina, como requisito parcial
para obtenção do título de Mestre em Engenharia de Produção.**

Orientador: Prof. Dr. Aran B. T. Morales

Tutora de Orientação: Prof.^a M.E.S. Janae G. Martins

FLORIONÓPOLIS-SC

2001

CESAR AFONSO

**APLICAÇÃO DA ANÁLISE MULTIVARIADA PARA CLASSIFICAÇÃO E
PREVISÃO DE AVALIAÇÃO DO DESEMPENHO ACADÊMICO DOS ALUNOS
DE ENGENHARIA MECÂNICA DO CEFET**

Esta Dissertação foi julgada e aprovada para a obtenção do título de Mestre em Engenharia de Produção com área de concentração em Mídia e Conhecimento no Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção da Universidade Federal de Santa Catarina.


Florianópolis, 18 de dezembro de 2001.



Prof. Ricardo Miranda Barcia, Ph.D.

Coordenador do Curso

BANCA EXAMINADORA



Prof. Aran Bey Tcholakian Morales, Dr.

Orientador



Prof. Alejandro Martins Rodrigues, Dr.



Prof.ª Christianne Coelho de Souza Reinisch/Coelho, Dra.



Prof.ª Janae Gonçalves Martins; M.Eng.

AGRADECIMENTOS

À Deus, pela vida e momentos felizes proporcionados.

À minha família, pelo apoio e compreensão nos momentos difíceis.

Aos colegas professores do DAMAT (Departamento Acadêmico de Matemática do CEFET/PR), que juntos viabilizaram momentos de companheirismo e dedicação.

Ao orientador deste trabalho, Aran Bey TcholaKian Morales, Dr., que contribuiu para a elaboração deste trabalho.

À Professora Janae G. Martins, Tutora de orientação, pelo incentivo e dedicação na elaboração deste trabalho.

*Dedico esta dissertação para minha
filha Maíra, a qual me incentivou,
inspirou para a realização deste
trabalho.*

*Lute, não tenhas medo de errar e se
errares, comece tudo de novo.*

*Pois as pessoas que nunca erram, são
as pessoas que nada fazem.*

*E você faz muito simplesmente porque
existe !*

(Autor Desconhecido)

SUMÁRIO

SUMÁRIO.....	vii
RESUMO.....	xi
ABSTRACT.....	xii
1 INTRODUÇÃO.....	01
1.1 Introdução.....	01
1.2 Objetivos do trabalho.....	04
1.2.1 Objetivos gerais.....	04
1.2.2 Objetivos específicos.....	04
1.3 O problema.....	05
1.4 Justificativa.....	05
1.5 Metodologia.....	06
1.6 Limitações.....	06
1.7 Estrutura do trabalho.....	07
2 AVALIAÇÃO DE DESEMPENHO.....	08
2.1 Introdução.....	08
2.2 Avaliação de desempenho.....	08
2.2.1 Evolução histórica.....	08
2.2.2 Aplicação da avaliação do desempenho.....	09
2.2.3 Avaliação de Desempenho e sua Finalidade.....	15
2.2.4 Administração do desempenho.....	17
2.3 Sistemas inteligentes.....	18
2.3.1 Inteligência artificial.....	18
2.3.1.1 História da Inteligência Artificial.....	18
2.3.1.2 Definição de Inteligência Artificial.....	19
2.3.1.3 Campos de aplicação da Inteligência Artificial.....	23
2.3.1.4 Redes Neurais.....	24

2.3.1.4 Redes Neurais.....	24
2.3.2 Sistemas especialistas.....	26
2.3.3 Outras técnicas inteligentes.....	41
2.4 Síntese do capítulo.....	43
3 ANÁLISE MULTIVARIADA.....	44
3.1 Introdução.....	44
3.2 Breve Histórico.....	44
3.3 Aplicações da Análise Multivariada.....	45
3.3 Análise discriminante.....	51
3.4.1 Objetivos da análise discriminante.....	52
3.4.2 Outras aplicações.....	53
3.5 Função discriminante linear de Fisher.....	54
3.6 Regressão logística.....	55
3.6.1 Introdução.....	58
3.7 Abordagem de Lachenbruch.....	57
3.8 Síntese do capítulo.....	62
4 COLETA E PREPARAÇÃO DOS DADOS.....	63
4.1 Introdução.....	63
4.2 Contextualização histórica.....	63
4.3 Coleta de dados.....	63
4.4 Sistema de escore.....	65
4.4.1 Vantagens e limitações de um sistema de escore.....	65
4.5 Conclusão da análise dos dados.....	71
4.6 Proposta Acadêmica para os Alunos de Engenharia Mecânica do CEFET-PR.....	77
4.7 Síntese do capítulo.....	84
5 CONCLUSÕES E SUGESTÕES.....	85
5.1 Conclusões.....	85
5.2 Sugestões.....	86
6 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	87
ANEXOS.....	89

LISTA DE GRÁFICOS

GRÁFICO 4.1: Alunos que obtiveram sucesso ou insucesso no curso.....	71
GRÁFICO 4.2: Notas obtidas pelos alunos na matéria de cálculo I, durante o Curso.....	71
GRÁFICO 4.3: Notas obtidas pelos alunos na matéria de álgebra linear e geometria analítica, durante o curso.....	72
GRÁFICO 4.4: Renda média mensal da família do estudante (valores em salários mínimos).....	73
GRÁFICO 4.5: Qual é a idade do estudante, durante o período em que ingressou no curso de Mecânica no CEFET.....	74
GRÁFICO 4.6: O estudante estudou em que tipo de escola.....	75

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 2.1: Fatores que afetam o desempenho no cargo.....	16
FIGURA 2.2: Ciclo da administração do desempenho.....	17
FIGURA 2.3: Elementos básicos de um sistema especialista.....	35
FIGURA 2.4: Mecanismo de inferência.....	37
FIGURA 4.1: Fluxograma do sistema de escore.....	67
FIGURA 4.2: Etapas Metodológicas.....	78

LISTA DE TABELAS

TABELA 2.1 – Exemplos de sistemas especialistas.....	36
TABELA 4.1: Estimativa da taxa de acertos dos alunos de Engenharia Mecânica.....	66
TABELA 4.2: Coeficientes da FDL de Fisher.....	68
TABELA 4.3: Coeficientes do modelo logístico ajustado.....	69

TABELA 4.4: Escores atribuídos pelo MRL..... 70

TABELA 4.5: Características de idade e procedência..... 70

TABELA 4.6: Notas obtidas nas matérias Matemática 2ºgrau x Física do 2º
Grau..... 75

TABELA 4.7: Cruzamento de todas as variáveis..... 76

LISTA DE QUADROS

QUADRO 3.1: Matriz de Confusão..... 60

QUADRO 4.1: Matriz dos dados..... 64

RESUMO

Este trabalho apresenta regras de reconhecimento e classificação baseadas nas técnicas da análise multivariada para construir um sistema de avaliação de desempenho acadêmico dos alunos de Engenharia Mecânica do Cefet-PR e propor uma metodologia de ensino utilizando sistemas especialistas para o ensino de cálculo.

O programa computacional utilizado fornece regras de reconhecimento e classificação baseado na função discriminante linear de Fisher e Regressão Logística e o Método de Lachenbruch para a avaliação da eficiência das regras de reconhecimento e classificação técnica da análise multivariada.

Essas técnicas contribuem para facilitar a tomada de decisão no desempenho acadêmico dos alunos.

O processo descrito neste trabalho aliado a uma base de dados confiável, pode conduzir a uma sensível redução da evasão escolar. Permitindo uma orientação acadêmica para o sucesso dos alunos.

Palavras-chave: função discriminante linear de Fisher; sistemas especialistas.

ABSTRACT

This paper presents rules of identification and classification based upon the techniques of multivariate analysis in order to build up a system of evaluation of academic performance for Mechanical Engineering students at CEFET-PR, and at the same time, propose a teaching methodology utilizing specialist systems for the teaching of calculus. The computational program that was used, supplies rules of identification and classification based upon the discriminated linear function of Fisher and logistic regression and the method of Lachenbruch for the evaluation of efficiency of the rules of identification and technical multivariate classification. These techniques contribute to facilitate the decision taking on the students academic performance. The described process of this paper, along with a basis of trustworthy data, may lead on to an acute reduction of school evasion, thus, allowing an academic orientation in order to propitiate the students' success.

1 INTRODUÇÃO

1.1 Introdução

Reconhecido pelo Ministério da Educação por meio da Portaria n.º 223 de 6 de março de 1998, o curso de engenharia Industrial Mecânica do CEFET/PR, tendo um campo de atuação bastante vasto sendo que mais indicadas as áreas são da indústria, nos ramos têxtil, metalúrgico, siderúrgico, automobilístico, petrolífero, etc. O curso de Engenharia Industrial Mecânica, permite ao diplomado desenvolver atividades em: engenharia do produto; processos de manufatura; projeto de ferramental; método, análise, planejamento e desenvolvimento de manufatura; arranjo físico de equipamentos; planejamento; programação, manutenção e expedição de produtos; controle de qualidade; manutenção de máquinas e instalações mecânicas; assistência técnica; auditoria; fiscalização; análise e elaboração de projetos industriais.

Pode ainda estender seu trabalho à área de serviços em firmas de consultoria e assessoramento, instituições de pesquisa e científicas ou no magistério.

A Habilitação Engenharia Industrial Mecânica é um curso superior de graduação plena, ministrado pelo CEFET-PR no turno vespertino-noturno em dez períodos semestrais. (Ementário do Curso de Engenharia Industrial Mecânica, 2000, p.01)

A carga horária totaliza 4.545 horas-aula, das quais 1785 se constituem de aulas práticas de laboratórios e oficinas, 360 horas de disciplinas optativas dentro da ênfase específica, e 360 horas-aula dispensada ao estágio profissional supervisionado realizado junto às organizações da região.

A intenção é formar profissionais que venham a ter basicamente as seguintes características: (Ementário do Curso de Engenharia Industrial Mecânica, 2000, p. 1)

- a. Formação sólida nas disciplinas básicas (Matemática, Física, Química), garantindo que o profissional, após formado, tenha facilidade de acompanhar a evolução tecnológica;
- b. Conhecimento na área de Informática, ministrada já no início do curso, para que possa ser utilizada como ferramenta em todas as disciplinas e ainda dar base suficiente para que possa se aprimorar, se assim o desejar, em disciplinas, optativas ou extracurriculares dentro da Instituição;
- c. Conhecimento das disciplinas básicas da área gerencial (Economia e Administração) abrindo sua visão para as possibilidades de tornar-se um empreendedor, além de fornecer-lhe as ferramentas necessárias a um gerente na área de engenharia;
- d. Formação humanística para que o futuro profissional venha a ter um bom relacionamento humano no trabalho, e tornar-se um engenheiro consciente de seu papel dentro da comunidade;
- e. Forte embasamento nos diversos conhecimentos que caracterizam o engenheiro industrial, proporcionado pelas disciplinas obrigatórias e também uma boa formação em algumas áreas de concentração à sua escolha, definidos nas disciplinas optativas. Mesmo após formado, o profissional poderá retornar à Instituição e participar de outras disciplinas que achar importante;
- f. Visão global e interdisciplinar proporcionada pelo projeto de final de curso, em que os conhecimentos adquiridos nas diversas disciplinas deverão ser aplicados;
- g. Visão real de sua vida profissional, proporcionada por um estágio supervisionado de, no mínimo, 360 horas;
- h. Bom desempenho nas aplicações práticas de sua vida profissional, resultante do grande número de aulas de laboratório desenvolvidas durante o curso.

Por intermédio de um trabalho de conscientização e mudanças de postura de alunos e professores, e de um trabalho realizado através de atividades extraclasse, fazem com que o engenheiro formado no CEFET-PR tenha também, (Ementário do Curso de Engenharia Industrial: Mecânica, 2000, p.1)

- a. A visão de qualidade total em todas as suas ações, resultante de um trabalho desenvolvido em todas as disciplinas do curso, principalmente as profissionalizantes;
- b. A capacidade de buscar solução de problemas, de ser criativo e inovador, desenvolvida em sala de aula por uma nova postura do professor “como orientador” conduzindo o aluno desde o início de seu curso a buscar o conhecimento por si próprio ou aprender a aprender;
- c. Capacidade de comunicação oral e escrita, desenvolvida nas diversas disciplinas, principalmente da área humana;
- d. Liderança e iniciativa, desenvolvida em atividades extraclasse, através de palestras, encontros e disciplinas extracurriculares durante o curso, sob a orientação do professor em sala de aula;
- e. Disposição para trabalhos em parcerias, desenvolvido em sala de aula e trabalhos extraclasse, acompanhados pelo professor.

A avaliação do potencial acadêmico é uma fotografia da capacidade do aluno, ou seja, da sua vivência acadêmica, seus conhecimentos atuais, sua preocupação com a aquisição de novos conhecimentos, habilidades, aptidões e capacidades ainda não desenvolvidas. Essa fotografia permite a orientação educacional fazer prognósticos quanto ao futuro do aluno, em termos de carreira acadêmica.

1.2 Objetivos do Trabalho

1.2.1 Objetivo Geral

O objetivo geral deste trabalho é a construção de regras de reconhecimento e classificação baseadas nas técnicas da análise multivariada para investigar a possibilidade de construir um Sistema de Avaliação de Desempenho dos alunos de Engenharia Mecânica para rever seu desempenho acadêmico no decorrer do curso e propor uma metodologia que proporcionem e acompanhem o consciente crescimento pessoal, profissional, grupal e institucional.

1.2.2 Objetivos Específicos

- a. Apresentar um sistema que classifica o desempenho acadêmico dos alunos de Engenharia Mecânica do CEFET-PR em duas classes previamente definidas: sucesso (formado) e insucesso acadêmico (não formado);
- b. Estimar a probabilidade de sucesso por parte de um novo aluno;
- c. Desenvolver uma proposta de orientação acadêmica para os alunos de Engenharia Mecânica, baseado nas regras de classificação atendendo as suas necessidades acadêmicas;
- d. Construir regras de reconhecimento e classificação baseadas nas técnicas da análise multivariada para fazer uma previsão da avaliação de desempenho acadêmico dos futuros alunos no 2.º período;
- e. Proposta metodológica de ensino utilizando sistemas especialista para o ensino de cálculo.

1.3 O problema

Usando as variáveis (notas) do segundo grau, vestibular e primeiro período do curso de Engenharia Mecânica em todas as disciplinas, classificando em sucesso (formado) e insucesso (não formado) acadêmico poderemos propor uma orientação acadêmica para a performance dos alunos?

Avaliação do Desempenho não é um fim em si mesmo, mas uma ferramenta e um meio de melhorar os desempenhos e dar condições para o crescimento profissional, bem como a participação do funcionário no ato de conceituar.

Trata-se de poder conforme objetivos organizacionais com os objetivos individuais, ambos de maneira produtiva e que possam contribuir para a evolução da pessoa (ser humano) e organização, num elo de riqueza e que possa desenvolver o potencial e o crescimento entre ambos.

1.4 Justificativa

Esta pesquisa é relevante pois, poderemos tomar decisões baseadas nas análises estatísticas e fazendo isso diagnosticar as dificuldades e propor melhorias para o desempenho acadêmico dos alunos.

As avaliações são utilizadas para tomar decisões fundamentais relativas às pessoas, tais como promoções, transferências e rescisões; para identificar necessidades de treinamento (no caso, os alunos), para dar feedback aos funcionários sobre como a organização encara o seu desempenho e, frequentemente, como base para seu crescimento pessoal.

Os resultados apresentam-se bastante controvertidos, alguns evidenciam um ajustamento adequado, com o atendimento dos objetivos pretendidos, enquanto outros tendem ao fracasso.

1.5 Metodologia

Será usada a função discriminante linear (FDL), regressão logística para construção de regras de reconhecimento e classificação e o método de Lachenbruch para a avaliação da eficiência das regras de reconhecimento e classificação, técnicas da análise multivariada.

Será usado um programa computacional (ESTADISC desenvolvido por Guimarães (2000) para desenvolver o processo de classificação descrito acima.

Serão analisadas trezentas observações e vinte e uma variáveis, para isto será utilizada análise multivariada. O recurso da análise discriminante de Fisher é a que mais comumente utilizado no programa para desenvolver os resultados.

A coleta de dados: (histórico escolar e questionários sócio-acadêmicos) preenchidos no período da Inscrição para o vestibular.

1.6 Limitações

Em todos os níveis de educação há a necessidade de integração entre as áreas do conhecimento, segundo a Lei Nacional de Diretrizes e Bases (LDBE) de 1996. Essa mesma lei determina que exista um plano interdisciplinar para todos os níveis de estudo. Seguindo este parâmetro, procura-se relacionar diversas áreas do conhecimento, porém algumas em níveis fundamentais, para que não se extrapole o objetivo geral deste trabalho.

O estudo realizado centra-se em coletar, compilar e analisar os dados, foram coletados as médias de todas as notas de 2.º grau, notas de vestibular e histórico escolar do 1.º período do curso de Engenharia Mecânica, junto com a ficha sócio-educacional dos anos de 1992, 1993 e 1994 com 300 alunos.

Usando a análise multivariada para classificar o sucesso acadêmico dos alunos e desenvolver uma proposta metodológica de Ensino, utilizando Sistemas Especialistas para o Ensino da Matemática na Engenharia.

1.7 Estrutura do Trabalho

O presente trabalho se encontra estruturado em seis capítulos: No primeiro capítulo, a Introdução, consta as considerações gerais, as justificativas, a importância, os objetivos, com a finalidade de introduzir o tema da pesquisa, as limitações e a estrutura do trabalho.

O segundo capítulo, trata de uma revisão da avaliação de desempenho e Sistemas Especialistas usado na Matemática das Engenharias.

O terceiro capítulo trata da Revisão Bibliográfica, uma revisão das aplicações das análises multivariadas e revisão das técnicas de análise discriminante de Fisher, Regressão Logística e o Método de Lachenbruch.

No capítulo quatro: Aplicação e Resultado dos Métodos. Está dividido em coleta e preparação dos dados, métodos estatísticos de Análise e Programa e proposta acadêmica para os alunos de Engenharia Mecânica do CEFET-PR.

No capítulo cinco: Conclusão e Sugestões. A partir dos dados analisados e da revisão bibliográfica propor sugestões para melhor performance acadêmica dos alunos de engenharia Mecânica do CEFET-PR.

Fontes Bibliográficas

Serão apresentados em anexo, as matrizes de dados originais, gráficos, demonstrações e cálculos da função discriminante linear de Fisher, Regressão Logística e Lachebruch.

2 AVALIAÇÃO DE DESEMPENHO

2.1 Introdução

Nesse capítulo consta os conceitos básicos relacionados a esse estudo que servirão de respaldo para o desenvolvimento metodológico. Traz uma discussão sobre o estudo da avaliação do desempenho. E por fim, apresenta a metodologia do sistema-especialista para o estudo do cálculo.

2.2 Avaliação de Desempenho

2.2.1 Evolução Histórica

A partir do momento em que o ser humano proporcionou trabalho ao seu semelhante, passaram a ocorrer avaliações, informalmente. O primeiro sistema formal de avaliação, do que se tem notícia, era aplicado pela Companhia de Jesus (século XVI, por Santo Inácio de Loyola). O sistema era combinado por relatórios e notas das atividades e potencial de cada jesuíta e consistia de auto-classificação feita pelos membros da ordem. Qualquer jesuíta poderia emitir relatórios especiais, caso possuísse informações a respeito do seu desempenho ou de qualquer colega. (Drucker, 1991).

Surge então, em 1942, mais precisamente nos Estados Unidos da América, uma lei aprovada pelo Congresso norte-americano, obrigando as chefias de departamentos executivos do setor público federal, a fazer relatórios anuais, que deveriam conter informações sobre o aproveitamento de seus contínuos e sobre demissões que porventura ocorressem naquela atividade.

Para Bergamini (1998, p. 26), “a partir daí surgiram vários sistemas de Avaliação do Desempenho, que foram experimentados, testados e, muitos, abandonados. O Exército Americano, a partir de 1980, através de estudos,

desenvolveu um sistema de avaliação interessante, o qual foi adotado posteriormente pelo serviço público federal, porém com pouca uniformidade”.

Conforme Luckesi (1995, p. 23), “a atividade avaliar caracteriza-se como um meio subsidiário da construção do resultado satisfatório”. Desta forma, o planejamento traça previamente os caminhos, a avaliação subsidia os redirecionamentos que venham a se fazer necessários no percurso da ação. Portanto a avaliação é um ato de investigar a qualidade dos resultados intermediários ou finais de uma ação, subsidiando sempre sua melhora.

Segundo Chiavenato (2000, p. 44), a “Avaliação do Desempenho existe desde que o homem propiciou trabalho a outro homem, mas sua formalização, só ocorreu em época mais recente, quando passou a ser utilizada por um grande número de organizações”.

Segundo Drucker (1991, p.48), “passamos pelos expoentes das Teorias Administrativas da Organização e vemos na Escola das Relações Humanas (1920 a 1950), um avanço pioneiro valorizando o ser humano em seu ambiente de trabalho, bem como a natureza dos relacionamentos das pessoas”.

Observa-se que, com o aparecimento da Escola Comportamentalista, consequência da Escola das Relações Humanas, o enfoque foi para o grupo de trabalho. O indivíduo, sua própria natureza e ainda a satisfação pessoal com suas habilidades foram objetos de estudo, por parte de Abraham Maslow, Douglas MacGregor, Denis Likert, Cris Argyris, Frederick Herzberg e David McClelland.

2.2.2 Aplicação da Avaliação do Desempenho

Historicamente, no Brasil, os sistemas utilizados pela maioria dos órgãos públicos, sofreram estagnação, devido à pouca validade e à subjetividade no julgamento dos seres humanos.

Estas fraquezas, ou deficiências, não só encontradas nas empresas públicas, mas também nas empresas privadas, hoje estão sendo corrigidas e busca-se continuamente o aprimoramento em fazer valer o princípio de

respeito ao ser humano, proporcionando a ele a segurança no resultado, a fidedignidade, valorização pelo seu trabalho e desenvolvimento.

Chiavenato afirma que:

" nos últimos tempos, o Brasil engajou-se politicamente na modernidade, modernizando as suas instituições. Isto representa o avanço de fato, a resistência ao *status quo*, a tensão em direção à mudança para a frente, a luta contra o arcaico e obsoleto. Não é uma remoção de escombros, mas a construção de um país melhor. Para tanto, há um longo caminho a trilhar para recuperar o atraso em que nos encontramos (...). No item gerência, são avaliados a qualidade de administração empresarial, a eficiência da empresa " (Chiavenato, 2000, p.35)

Segundo o autor, os gerentes brasileiros são considerados os menos eficientes no uso que fazem da tecnologia nova e nas relações que mantêm com seus empregados.

Daí o desafio central: as pessoas são desenvolvidas para a excelência organizacional, e ela está contida na estrutura, no processo, na arquitetura e na dinâmica para alcançar tal posição.

Segundo Lucena (1995) o desenvolvimento da Administração de Recursos Humanos foi evoluindo com a crescente humanização das relações de trabalho e observa-se que houve uma grande contribuição da Psicologia Organizacional, onde suas abordagens, apontam que as organizações devem conter um ambiente que permita a realização plena do ser humano como pessoa, ou seja, condições propícias e amplas para sua auto realização pessoal.

Para Carvalho:

"a primeira justificativa para a existência da organização é a de que certas metas só podem ser alcançadas mediante ação convergente de grupos de pessoas (...), as quais, são instrumentos vitais para a produção de bens e serviços. São os gerentes que direcionam as alternativas de articulação entre os meios disponíveis e fins pretendidos." (Carvalho, 1996, p. 182)

A articulação entre o comportamento organizacional, é o processo que delineia o padrão de funcionamento de uma organização.

De acordo com Coradi (1995, p. 81) “de nada adianta a modernização dos edifícios, máquinas, equipamentos, tecnologias, produtos, serviços, sem que o ser humano esteja presente com sua inteligência e sua capacidade de realização”. Para que se possa efetivamente conduzir as pessoas de maneira segura é necessário sua administração, tarefa esta hoje atribuída aos executivos de recursos humanos nas organizações.

Já Connellan (1995, p. 75), observa que uma das tarefas iniciais da administração de recursos humanos é promover a integração do trabalhador e organização. Esta integração é o relacionamento maduro e proveitoso entre as partes interessadas, o processo de renúncia recíproca da organização e dos empregados.

A vinculação empregatícia assentada em bases econômicas, contribui pouco para essa integração. Vários fatores afastam o empregado da empresa. um deles é a organização formal. Os fatores preponderantes são os valores de uma sociedade materialista, que rouba a grandeza do homem e o transforma em uma simples máquina de produzir e consumir.

Para Bergamini:

“Concebida à luz de pressupostos, a avaliação do desempenho humano nas organizações deixa de ser um veículo do medo, da insegurança e das frustrações, para ser a mensageira do otimismo, de esperança e de valorização pessoal, impulsora de forças e sinergia humanas para o trabalho. ” (Bergamini, 1998, p. 35)

Nesse sentido, a Avaliação do Desempenho, modernamente utilizada nas organizações, está relacionada com o próprio momento em que a gerência do trabalho mais decisivo, chama a si a tarefa de se apoderar de todo processo de trabalho, bem como o de controlar cada: parte, sua execução, insumos, recursos humanos, etc.

Ao aplicar-se Avaliação do Desempenho, portanto, está-se possibilitando que o avaliador tenha um instrumento de pesquisa que lhe forneça os elementos necessários para se prosseguir planejando, interferindo no próprio modo de realizar o trabalho. As avaliações, em geral, são feitas de modo a

possibilitar a gerência a elaboração de um plano de ação para o trabalhador e seu trabalho. (Connellan, 1995)

Observa-se que o conceito em questão é de natureza dinâmica e projeta a função de avaliar o desempenho como uma atividade, compartilhada entre o avaliador pelo que faz, (desempenho) e o que deveria fazer (descrição do cargo mais padrões de desempenho), os quais constituem parâmetros ou pontos de referência para execução de um determinado trabalho.

Chiavenato (2000, p.107), conceitua Avaliação do Desempenho :

"Como o meio através do qual se podem localizar problemas de supervisão de pessoal, de integração das pessoas (funcionais) ou dos cargos que eles ocupam, podendo, desta forma, colaborar na determinação e no desenvolvimento de uma política adequada às necessidades das organizações. "

Para Ulrich (1998), a avaliação do Desempenho como uma técnica que nos auxilia a ter uma visão mais objetiva do desempenho e do potencial do funcionário, trata-se de uma ação indispensável para treinamento, determinação salarial, controle da seleção, movimentação interna (promoções, transferências) etc.

O que se tem observado em relação aos conceitos de Avaliação do Desempenho, é que, na vida prática, a nossa atenção está sempre voltada para medir, quantificar, dar valor àquilo que envolve o cotidiano; estamos sempre controlando, comparando, julgando, corrigindo, orientando e ajustando.

Segundo Stoner & Freeman (1985), as ações controlativas e observativas são delimitadas por pontos de vista pessoais de cada um, em relação às coisas e/ou pessoas que nos circundam, dentro de valores e extratos individuais. A avaliação de desempenho é uma apreciação sistemática do desempenho de cada pessoa no cargo e o seu potencial de desenvolvimento futuro. Em suma, toda a avaliação é um processo para estimular ou julgar o valor, a excelência, as qualidades de alguma pessoa.

Comparativamente, a posição de gerência em uma organização, para quem está julgando, não se deve desprezar os atributos da vida prática, pois, desde os primórdios acompanham o ser humano.

Coradi (1998, p.86), observa que a avaliação do desempenho é uma responsabilidade gerencial, que procura monitorar o trabalho da equipe e de cada membro e os resultados alcançados para compará-los com os resultados esperados. Preocupa-se com a eficiência e com a eficácia, com a qualidade e produtividade. Ela não é simplesmente a responsabilidade que surge, mas responsabilidade que vem desde a formação inicial dos participantes, dos treinamentos e vem surgindo o comportamento do conjunto ao longo do tempo, portanto uma é responsabilidade gerencial constante, de se acompanhar todos os passos das equipes e de cada pessoa que a integra.

Voltada para avaliar o desempenho da força de trabalho de uma organização, em seus diversos níveis hierárquicos, vemos que a Avaliação do Desempenho é um instrumento empresarial, que dentro das suas peculiaridades, busca identificar os problemas que interferem no desempenho do funcionário e no processo, produtivo e que, não sirvam somente, como um mero instrumento burocrático e administrativo, mas, que esteja no âmbito das políticas das organizações, voltada para a dinamização dos processos evolutivos do ser humano e seu trabalho.

Bergamini afirma que:

“Avaliar o desempenho das pessoas no trabalho, traz em seu bojo implicações em conhecer a dinâmica comportamental própria de cada um, o seu trabalho a ser realizado e o ambiente organizacional em que essas ações se passam.” (Bergamini, 1998, p.45)

Bergamini diz ainda:

“A avaliação do Desempenho é um instrumento de sucesso nas organizações, e precisa contar com o apoio da cúpula e da massa gerencial, sendo necessário treinar os envolvidos no processo, supervisores e subordinados, aprimorar a competência de interrelação individual, desenvolver a capacidade de diagnóstico do estilo gerencial e de supervisão, definir, negociar e fixar, conjuntamente com supervisor e subordinados, os objetivos, metas, indicadores e padrões de mensuração dos resultados a serem alcançados.” Bergamini (1998, p. 46),

A avaliação do potencial é um reconhecimento da capacidade do indivíduo, ou seja, da sua vivência profissional, seus conhecimentos atuais, sua preocupação com a aquisição de novos conhecimentos, habilidades, aptidões e

capacidades ainda não desenvolvidas. Esse reconhecimento permite ao professor fazer prognósticos quanto ao futuro do funcionário, em termos de carreira profissional. Ao avaliar o potencial de um funcionário, deve observar: (Chiavenato, 2000, p. 112)

- a) A rapidez como aprende e desempenha os incrementos em atividades sob sua responsabilidade;
- b) O interesse por tipos de trabalho;
- c) O interesse em aprender mais sóbrio
- d) O relacionamento com o grupo;
- e) A solução de problemas sem procurar a chefia;
- f) Os objetivos pessoais de curto e longo prazo e o interesse com que persegue esses objetivos.

A avaliação do potencial tem correlação com o desempenho atual no cargo e é importante, também, a verificação da identificação do funcionário em relação aos princípios da organização.

Para Connellan (1995) o desempenho humano depende de uma complexidade de fatores que interagem entre si de maneira extremamente dinâmica. Esse esforço pessoal é eficaz, na medida em que a pessoa procura as habilidades adequadas para execução das tarefas.

Esse grau de satisfação realimentará positiva ou negativamente a motivação para um novo desempenho. Quando o desempenho humano não seja satisfatório, surge a necessidade de se medir e avaliar, a fim de direcioná-lo continuamente, rumo à excelência e à melhoria de qualidade de vida da organização. (Chiavenato, 2000, p. 115)

Para Chiavenato:

"A Avaliação do Desempenho é vista através de 3 (três) objetivos fundamentais: permitir condição de medição do potencial humano, no sentido de determinar sua plena aplicação; permitir tratamento dos recursos humanos, como recurso básico da organização e cuja produtividade pode ser desenvolvida indefinidamente, dependente obviamente da forma de administrar e fornecer oportunidade de crescimento e condição de efetiva participação a todos os membros da organização, com vistas aos objetivos organizacionais e objetivos individuais". (Chiavenato, 2000, p.124)

A Avaliação de Desempenho é um instrumento bastante discutido em empresas de todo porte, consultorias e meio acadêmico. A implantação do sistema é importante e traz resultados positivos, mas depende da questão POR QUE e PARA QUE estamos interessados no assunto, e a FORMA como o projeto é implantado.

Segundo Robbins (2000, p. 45), as avaliações são utilizadas para tomar decisões fundamentais relativas às pessoas, tais como promoções, transferências e rescisões; para identificar necessidades de treinamento; para dar feedback aos funcionários sobre como a organização encara o seu desempenho e, frequentemente, como base para reajustes salariais.

Nas empresas e Instituições modernas todos são unânicos em concordar com a importância e a indiscutível necessidade de se ter qualquer procedimento que venha favorecer o acompanhamento do pessoal de forma objetiva e sistemática.

Bergamini (1981, p. 48), afirma que a necessidade de avaliar periódica e sistematicamente as pessoas surge do fato de que, supervisores, chefes, gerentes, diretores, administradores, sentem, pela experiência, que funcionários, empregados ou operários não são iguais entre si, e também apresentam forma igual e homogênea de lidarem com suas tarefas, ou, ainda, de atingirem as metas que necessitamos fazê-los atingir.

Para Ulrich (1998, p. 49) a avaliação de desempenho é um conceito dinâmico, pois as pessoas são sempre avaliadas, seja formal ou informalmente, com certa continuidade nas instituições. Além do mais, a avaliação de desempenho constitui uma técnica de gestão imprescindível na atividade administrativa.

2.2.3 Avaliação de Desempenho e sua Finalidade

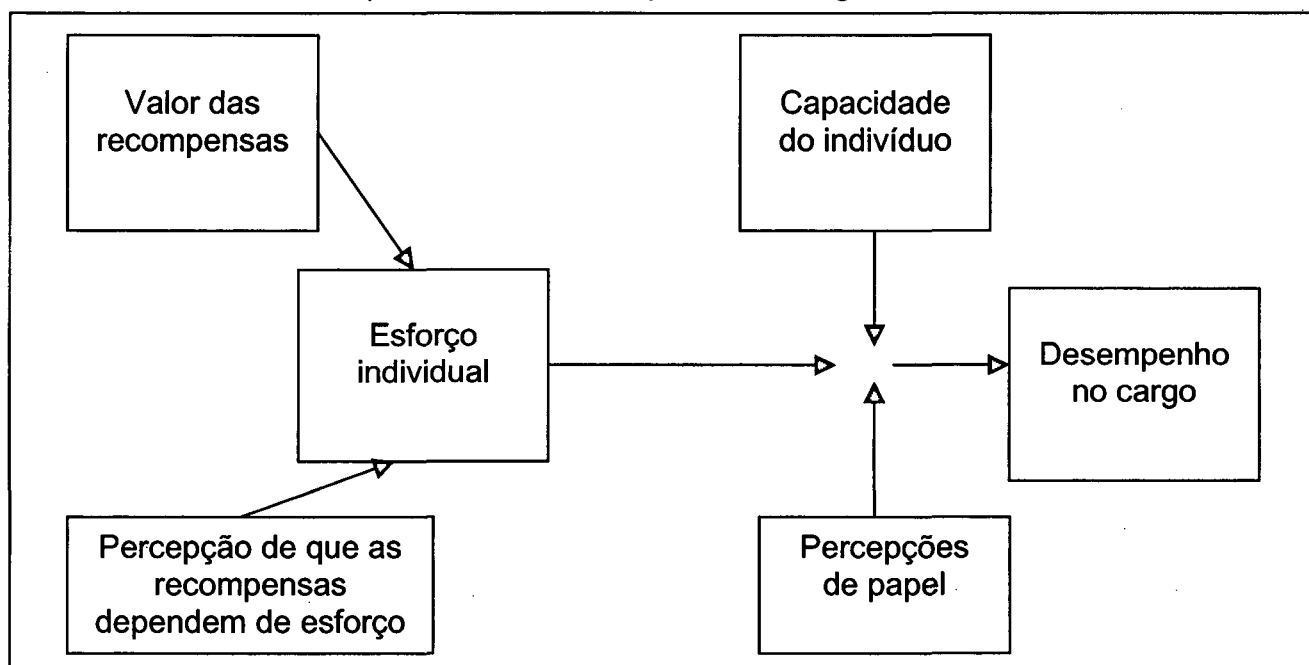
Pissaia (2001, p.26) é fundamental analisar para que se está implantando o processo de avaliação de desempenho, qual a finalidade. Não se deve usar como meio para atribuir aumento de salário, e sim com a finalidade de:

- adequar os funcionários a uma nova cultura e filosofia, a da qualidade, enfim, mudar comportamentos e melhorar resultados. Fazer com que todos parem para avaliar resultados e planejar;
- Que haja troca de expectativas, informação, comunicação;
- Que os funcionários saibam o que se espera deles;
- Que eles possam saber como estão indo, o "feedback";
- Identificar necessidades de treinamento;
- Que os gerentes também melhorem como líderes;
- Ele deverá ser um instrumento para ajudar a todos os profissionais;
- Formar empreendedores.

Portanto uma Avaliação de Desempenho, pode trazer excelentes benefícios para todos. Mal utilizado, pode se converter numa série de frustrações e "queimar" um bom instrumento ou um sistema.

A avaliação não deve ser utilizada para recompensar ou punir, ou agradar e perseguir, provocar nos indivíduos uma falsa segurança ou esperança de promoção.

FIGURA 2.1: Fatores que afetam o desempenho no cargo



Fonte: Pissaia, 2001, p.26.

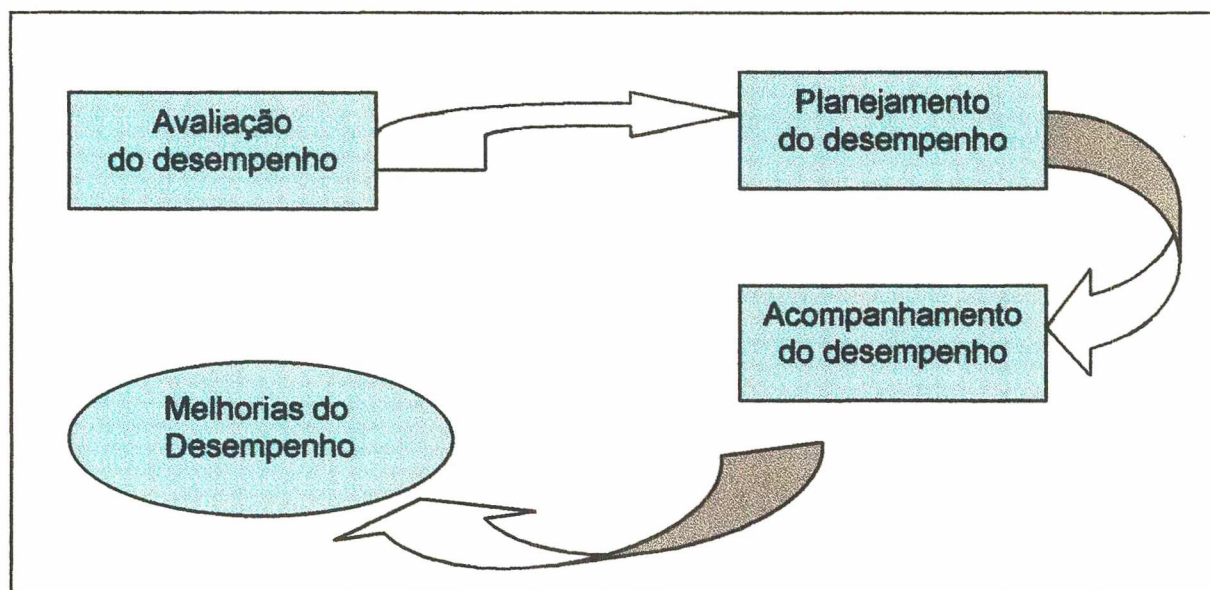
2.2.4 Administração do desempenho

Certamente, a globalização e a rápida abertura econômica de nosso país pressionaram as empresas a buscar a excelência como a única alternativa para a sobrevivência em um mundo complexo e fortemente desafiante. Uma de suas conseqüências foi a redução de níveis hierárquicos por práticas de enxugamento, diminuindo assim a distância entre chefes e subordinados.

Demo (1999) diz que a avaliação de desempenho tem despertado várias demonstrações favoráveis e outras contrárias. Todavia, pouco se tem feito para uma verificação real e científica de seus efeitos.

Esta aproximação trouxe inevitavelmente novas tendências na avaliação de desempenho humano, seja no nível do desempenho individual, seja no nível do desempenho coletivo, como resultado do trabalho de equipe. As empresas buscam cada vez mais a excelência, principalmente na base de investimentos em treinamento, capacitação e desenvolvimento das pessoas, hoje consideradas talentos humanos a serem estimulados e desenvolvidos e não simplesmente recursos humanos em disponibilidade inercial. (Pissaia, 2001, p. 49)

FIGURA 2.2: Ciclo da administração do desempenho



Fonte: Stoffel, 2000, p. 13.

Verifica-se na figura 2.2, a importância em salientar que torna-se necessário treinar, capacitar e desenvolver as pessoas e para isso a necessidade, de um adequado sistema de avaliação do desempenho capaz de indicar o acerto ou não das medidas tomadas mostrando se o caminho escolhido o qual irá conduzir aos objetivos desejados.

Martin (1996) diz que para as metas estabelecidas no planejamento empresarial sejam efetivamente atingidas, é necessário que todo o corpo funcional esteja comprometido com o sucesso da organização. Estas metas estabelecidas no planejamento são trazidas ao nível de competência de cada avaliado através do planejamento do desempenho.

Além de todas essas influências, os rumos da avaliação de desempenho têm sido marcados por dois fatores importantes. A gradativa substituição da organização funcional e departamentalizada pela organização por processos, alterando os sistemas de indicadores e de medições dentro das empresas.

2.3 Sistemas Inteligentes

2.3.1 Inteligência Artificial

2.3.1.1 História da Inteligência Artificial

Após a II Guerra Mundial o computador não ficou restrito ao âmbito militar e científico, começou a ser gradualmente utilizado em empresas, indústrias, universidades. etc. A diversidade de aplicações estimulou pesquisas de software, hardware e linguagens de programação. (Laudon, 2000)

O desenvolvimento do computador, primeiramente impulsionado pela aplicabilidade militar e posteriormente comercial, mostrou-se viável. Seu rápido progresso, desde o surgimento dos primeiros computadores eletrônicos (1943 - Collossus, na Inglaterra e 1946 - ENIAC, nos Estados Unidos) até o surgimento dos microcomputadores (na década de 70) demonstra que essa área recebeu grandes investimentos.

O segundo grande passo foi dado nos Estados Unidos, em 1956, quando John McCarthy reuniu em uma conferência proferida ao Dartmouth College, na Universidade de New Hampshire, vários pesquisadores de renome para estudar o que foi denominado por Minsky, McCarthy, Newell e Simon de Inteligência Artificial (IA), expressão utilizada para designar um tipo de inteligência construída pelo homem para dotar a máquina de comportamentos inteligentes.

De acordo com (Barr, 1981) a partir da estruturação desse novo campo do conhecimento o fenômeno da inteligência começou a ser pesquisado de forma intensa. Vários esforços foram e têm sido feitos no sentido de simular os tipos de raciocínios utilizados pelo ser humano e implementá-los no computador por meio da IA.

A inteligência artificial é amplamente utilizada como um auxiliar que expande a capacidade de inteligência do homem e até mesmo o substitui em diversas funções. Isso se tornou possível em grande parte graças ao desenvolvimento dos sistemas especialistas, da lógica fuzzy e das redes neurais. (Zuchi, 2000)

Atualmente, criar máquinas inteligentes não pode ser considerado uma ficção, a IA transformou essa ficção em um campo de estudo movido por uma meta que consome bilhões de dólares em projetos, os quais envolvem pesquisadores de instituições governamentais, militares, industriais e universitárias de todo o mundo.

2.3.1.2 Definição de Inteligência Artificial

Uma das primeiras dificuldades daquele que inicia o estudo de Inteligência Artificial é tentar delimitar seu campo de estudo. O que é, exatamente, Inteligência Artificial? Quais seus objetivos? De uma forma simples, poderíamos definir Inteligência Artificial como a área da Computação que procura fazer com que o computador resolva problemas para os quais se exige inteligência; essa definição, no entanto, costuma acarretar discussões

filosóficas e psicológicas a respeito do significado do termo “inteligência” e da possibilidade de existência de “máquinas inteligentes”. (Charniak, 1985)

Essa questão, de saber se uma máquina pode ou não ser inteligente, se uma máquina pode ou não exibir “comportamento inteligente” vem sendo discutida já há muito tempo; uma das principais contribuições a essa discussão foi dada pelo matemático inglês Alan Turing, em 1950, definindo o que ficou conhecido como “Teste de Turing” : coloca-se em uma sala A um ser humano, e em uma sala B, um computador. Uma outra pessoa, fazendo perguntas ao ser humano e ao computador, deve decidir qual deles é a máquina; se errar em mais de 50% das vezes, a máquina pode ser considerada inteligente.

Esse critério exige uma habilidade em manipulação de linguagem natural que, ainda hoje, nenhuma máquina possui. Pelo Teste de Turing, ainda hoje não existe nenhuma máquina inteligente. (Zuchi, 2000)

Uma outra definição de Inteligência Artificial, devida a Rich, diz que IA é o estudo de como fazer os computadores realizarem tarefas que, no momento, são melhor executadas pelas pessoas. Essa definição não inclui aqueles problemas nos quais os computadores já são melhores que os humanos, nem as áreas nas quais os problemas não são bem solucionados nem pelos humanos nem pelos computadores; no entanto, é uma definição útil, pois limita, de forma razoavelmente precisa, o escopo da Inteligência Artificial. (Levine, 1988)

Até onde sabemos, o termo Inteligência Artificial foi utilizado pela primeira vez, por John McCarthy, em agosto de 1956, no convite para o encontro que ficou conhecido por Conferência de Dartmouth. Esse encontro tinha por objetivo “estudar as bases da conjectura de que cada aspecto do aprendizado e da inteligência pode, em princípio, ser tão precisamente descrito que o torne passível de ser simulado por uma máquina”, e reuniu 15 pioneiros do que viria a constituir a área de Inteligência Artificial.

Segundo Laudon (2000, p. 327) a inteligência artificial (IA) “é o estudo e criação de máquinas que apresentam qualidades humanas, inclusive a capacidade de raciocinar”. Especialistas em inteligência artificial acreditam que

futuramente os computadores serão capazes de aprender linguagens naturais, como inglês, perceber e exibir todas as qualidades que julgamos compor a razão humana – a capacidade de pensar, de fazer julgamentos, de chegar a conclusões e de comparações.

O objetivo geral em utilizar as potencialidades da Inteligência Artificial, está na construção de pequenos sistemas especialistas visando minimizar as dificuldades verificadas por exemplo em alunos em sala de aula. Na utilização da proposta da Inteligência Artificial, verifica-se que esta pode ser uma ferramenta interessante para ensinar Matemática. Seria esta, uma forma de aproximar o ensino de Matemática e o desenvolvimento tecnológico, além de contemplar a facilidade e anseio dos alunos em manipular equipamentos computacionais.

Para Winston (1988) com a inteligência artificial não foi diferente, se por um lado algumas pessoas tinham expectativas benéficas muito elevadas, outras não acreditavam que fosse possível criar máquinas com inteligência e mesmo que se fosse possível isso seria algo extremamente negativo.

Na busca de conhecer a si mesmo o homem desenvolveu a genética e conseguiu revelar o constituinte básico da vida. No entanto, a inteligência humana continua sendo um mistério, para desvendá-lo a inteligência se tornou objeto da análise de si mesma.

Myers (1986), diz que: “ao longo da história vários filósofos e cientistas se dedicaram a análise dos vários aspectos constitutivos da inteligência humana”. E embora o estudo sobre a inteligência tenha se iniciado dentro do campo de estudo da filosofia, o mesmo extrapolou o âmbito filosófico e a inteligência passou a ser estudada de forma científica por outros campos do saber humano, visando aspectos práticos e comerciais.

Assim como ocorreu com outras ciências que antes pertenciam ao campo de estudo da filosofia e depois se tornaram ciências independentes ou ramo de outras ciências, o mesmo ocorreu com o estudo da inteligência que hoje é alvo do estudo da ciência conhecida como inteligência artificial (IA). A IA tem se destacado na busca por compreender a inteligência por englobar

diversos campos do conhecimento com o objetivo prático de simular a inteligência. (Oliveira, 1994)

Essas são algumas perguntas que a IA precisa responder para simular o raciocínio humano e implementar aspectos da inteligência.

- Como ocorre o pensar?
- Como o homem extrai conhecimentos do mundo?
- Como a memória, os sentidos e a linguagem ajudam no desenvolvimento da inteligência?
- Como surgem as idéias?
- Como a mente processa informações e tira conclusões decidindo por uma coisa ao invés de outra?

A IA fornece métodos e técnicas para o desenvolvimento de programas que simulam nas máquinas comportamentos inteligentes, isto é tornam os computadores capazes de pensar e tomar decisões. Por isso, as técnicas de IA necessitam de uma grande quantidade de conhecimentos e de mecanismos de manipulação de símbolos. Esses conhecimentos devem ter a possibilidade de representação, modificação e ampliação.

O objetivo da IA é o estudo e modelagem da inteligência tratada como um fenômeno. A inteligência é algo extremamente complexo, resultado de milhões de anos de evolução, entendê-la não é tarefa fácil, embora existam muitas conclusões relevantes, ainda há muito a ser desvendado, uma vez que não existe uma teoria completa sobre a mente humana e os processos de raciocínio. (Rich, 1988)

A IA se desenvolveu em um estágio inicial da investigação sobre a inteligência. Na realidade qualquer especulação contra ou favor da possibilidade ou não de criarmos máquinas com uma inteligência igual a do homem deve levar em consideração que a mesma é uma ciência que ainda está em fase de estruturação e que a cada ano surgem novos campos de pesquisa.

Não é possível se afirmar até onde a IA poderá alcançar no propósito de criar máquinas capazes de pensar. Serão ainda muitos anos de estudo para que se compreenda todos os fatores envolvidos no processo do pensar.

Para Ribeiro (1994) atualmente já existem máquinas que utilizam aspectos da inteligência humana para realizar tarefas e, no entanto, estão longe de serem comparadas com o nível de inteligência do homem.

O impacto que a IA poderá causar futuramente na sociedade é ainda incerto, alguns estudiosos afirmam que as máquinas farão os trabalhos pesados e tediosos deixando que os homens tenham mais tempo para descansar e se dedicar às atividades prazerosas.

2.4.1.3 Campos de aplicação da Inteligência Artificial

Existem vários campos de estudo dentro da IA com o propósito de dotar a máquina de capacidade de raciocínio, aprendizado e auto aperfeiçoamento.

O Processamento de Linguagem Natural é o estudo voltado para a construção de programas capazes de compreender a linguagem natural (interpretação) e gerar textos. A *Geração de linguagem Natural* é a produção de textos por um programa a partir de um conteúdo semântico representado internamente no próprio programa. Objetiva aperfeiçoar a comunicação entre as pessoas e os computadores. (Ribeiro, 1994)

O Reconhecimento de Padrões consiste em uma das áreas de pesquisa bem avançadas da IA. A capacidade de reconhecimento de padrões permite ao programa reconhecer a fala em linguagem natural, os caracteres digitados e a escrita (ex.: assinatura). Os scanners, por exemplo, utilizam programas de reconhecimento óptico desenvolvidos pelas pesquisas em IA.

O desenvolvimento da Visão de Computador busca encontrar maneiras de o micro trabalhar com a visão bidimensional e tridimensional.

A parte de Programação de Jogos estuda a construção de programas de jogos envolvendo raciocínio. Os jogos computadorizados são um grande sucesso, ainda mais quando exibem um tipo de inteligência capaz de desafiar

as habilidades do jogador. O jogo de xadrez, por exemplo, foi utilizado para as primeiras experiências em programação do raciocínio artificial, onde o computador se tornou capaz de analisar milhões de jogadas por segundo para tentar derrotar o adversário. Além de analisar as jogadas, os programas utilizam um método heurístico que consiste na utilização de uma árvore de busca, a mesma possui ramificações a partir de certos nós, que representam pontos de decisão no caminho a tomar, com um certo número de etapas, para chegar a um objetivo. Deste modo, ele pode analisar vários nós, de acordo com a situação atual do jogo, e escolher o melhor caminho (o mais curto ou menos arriscado). (Rich, 1988)

Na Robótica, procura-se encontrar meios de construir máquinas que possam interagir com o meio (ver, ouvir e reagir aos estímulos sensoriais). A expressão *robô* vem do tchêco *robota*, significa trabalhador, foi criada por Karel Capek, em 1917. O primeiro robô industrial do mundo, batizado de *UNIMATE*, surgiu em 1962. (Johnson & Wichern, 1998)

Existem também programas de IA que conseguem aprender certos fatos por meio da experiência, desde que esse conhecimento possa ser representado de acordo com o formalismo adotado pelo programa.

2.3.1.4 Redes Neurais

Os cientistas acreditam que cada um dos neurônios do nosso cérebro tem capacidade de processar uma informação de cada vez. Similarmente, os microprocessadores processam informações, uma de cada vez.

Uma diferença muito importante entre o computador e o computador e o cérebro é que a maioria dos computadores depende de um único processador, que trabalha sozinho. Mesmo quando as máquinas estão ligadas em rede. Cada computador é capaz de processar dados e depois compartilhar os resultados com os outros computadores da rede.

O neurônio artificial, ou nó neural, é como um processador bastante simples. Ele pega as informações do mundo exterior ou de outros nós, toma uma única decisão sobre elas e passa o resultado, por meio de um único canal de saída, para o próximo nó neural. Quando muitos desses nós neurais são ligados para formar uma rede, o efeito combinado é a capacidade de tomar decisões complexas. (Winston, 1988)

Usando redes neurais, os computadores são capazes de executar novas tarefas sem precisar ser reprogramados pelas pessoas. Em essência, eles mesmos se reprogramam __ aprendem a fazê-lo.

No momento, a NASA está investigando as redes neurais como meio de controlar missões espaciais não-tripuladas. Grandes distâncias, os comandos telemétricos apresentam atrasos significativos. Mas os equipamentos remotos às vezes precisam tomar decisões imediatas, como base em circunstâncias que se alteram rapidamente.

Os militares também estão interessados em usar redes neurais. Por exemplo, se eles ensinarem uma rede neural a reconhecer um “um tanque inimigo”, poderão enviar equipamentos não-tripulados a territórios perigosos para não colocar em risco a vida de pessoas nessas missões.

O maior problema como o treinamento de redes neurais é que elas podem aprender conceitos errados. Por exemplo, quando os militares estavam treinando um sistema de rede neural a identificar tanques inimigos, eles mostraram à rede figuras de tanques diferentes em fundos diferentes. Usaram um projetor para os tanques e outro para o fundo. Naquele momento, os treinadores não perceberam que as imagens sobrepostas produziram um zumbido de 60 Hz. A rede neural passou com louvor nos testes com as imagens projetadas. Infelizmente, nos testes de campo, os tanques usados eram de verdade e não produziam zumbido algum - a rede neural não obteve sucesso. (Harmon, 1988)

Apesar das dificuldades que enfrentamos no treinamento de redes neurais, porém, elas têm uma vantagem clara de sobre sistemas tradicionais – são capazes de aprender com base nas novas situações e isto depois de

algum tempo sem a necessidade do auxílio humano. Isso lhe dá a capacidade de controlar programas especiais incluem-se esforços de exploração incrivelmente longos (mais longos que nossas vida), extremamente curtos (reações atômicas que ocorrem microssegundos) ou muito perigosas para os pesquisadores humanos (viagem ao sol, programada para o fim da década).

Laudon (2000) compara a Inteligência Artificial como sendo a parte da Ciência da Computação relacionada com o projeto de sistemas computacionais inteligentes, isto é, "sistemas que exibem características que associamos com a inteligência em seres humanos – como entender uma linguagem, aprendizagem, raciocínio, resolução de problemas, etc"

A inteligência artificial não é um fenômeno isolado, mas uma família de atividades por vezes relacionadas, em que cada uma busca capturar algum aspecto da inteligência dos seres humanos e de seu modo de ser. Os cientistas da computação, engenheiros eletrônicos, psicólogos, lingüistas, fisiologistas e biólogos estão envolvidos nessa busca, que os leva a pesquisar a linguagem natural, a robótica, os sistemas perceptivos, os sistemas especialistas, as redes neurais e o software inteligente. (Keller, 1987)

Dentro da Inteligência Artificial temos: Redes Neurais, Lógica Difusa, Algoritmos Genéticos, Raciocínio Baseado em Casos, Sistema de IA Híbridos.

2.3.2 Sistemas Especialistas

1. Definições

Sistema - "Conjunto de elementos, materiais ou idéias, entre os quais se possa encontrar ou definir alguma relação". (Harmon, 1988, p. 45)

Especialista - "Pessoa que se consagra com particular interesse e cuidado a certo estudo. Conhecedor, perito". (Harmon, 1988, p. 45)

Sistemas Especialistas são sistemas que solucionam problemas que são resolvíveis apenas por pessoas especialistas (que acumularam conhecimento exigido) na resolução destes problemas.

Um Sistema de Inteligência Artificial criado para resolver problemas em um determinado domínio (área de interesse específico para as quais podemos

desenhar um sistema de IA) cujo conhecimento utilizado é fornecido por pessoas que são especialistas naquele domínio, é denominado Sistema Especialista. (Araribóia, 1988)

Programas de computador que tentam resolver problemas que os seres humanos resolveriam emulando o raciocínio de um especialista, aplicando conhecimentos específicos e inferências são ditos Sistemas Especialistas.

RIBEIRO (1994), o Sistema Convencional é baseado em um algoritmo, emite um resultado final correto e processa um volume de dados de maneira repetitiva enquanto que um Sistema Especialista é baseado em uma busca heurística e trabalha com problemas para os quais não existe uma solução convencional organizada de forma algorítmica disponível ou é muito demorada.

2. Fundamentação

Um Sistema Especialista é aquele que é projetado e desenvolvido para atender a uma aplicação determinada e limitada do conhecimento humano. É capaz de emitir uma decisão, apoiado em conhecimento justificado, a partir de uma base de informações, tal qual um especialista de determinada área do conhecimento humano.

Para tomar uma decisão sobre um determinado assunto, um especialista o faz a partir de fatos que encontra e de hipóteses que formula, buscando em sua memória um conhecimento prévio armazenado durante anos, no período de sua formação e no decorrer de sua vida profissional, sobre esses fatos e hipóteses. E o faz de acordo com a sua experiência, isto é, com o seu conhecimento acumulado sobre o assunto e, com esses fatos e hipóteses, emite a decisão. (Winston, 1988)

Durante o processo de raciocínio, vai verificando qual a importância dos fatos que encontra comparando-os com as informações já contidas no seu conhecimento acumulado sobre esses fatos e hipóteses. Neste processo, vai formulando novas hipóteses e verificando novos fatos; e esses novos fatos vão influenciar no processo de raciocínio. Este raciocínio é sempre baseado no conhecimento prévio acumulado. Um especialista com esse processo de raciocínio pode não chegar a uma decisão se os fatos de que dispõe para

aplicar o seu conhecimento prévio não forem suficientes. Pode, por este motivo, inclusive chegar a uma conclusão errada; mas este erro é justificado em função dos fatos que encontrou e do seu conhecimento acumulado previamente. (Zuchi, 2000)

Um Sistema Especialista deve, além de inferir conclusões, ter capacidade de aprender novos conhecimentos e, desse modo, melhorar o seu desempenho de raciocínio, e a qualidade de suas decisões.

3. Utilização dos Sistemas Especialistas

Para Levine (1988), de um modo geral, sempre que um problema não pode ser algoritmizado, ou sua solução conduza a um processamento muito demorado, os Sistemas Especialistas podem ser uma saída, pois possuem o seu mecanismo apoiado em processos heurísticos.

Preservar e transmitir o conhecimento de um especialista humano em uma determinada área.

Um Sistema Especialista não é influenciado por elementos externos a ele, como ocorre com o especialista humano, para as mesmas condições deverá fornecer sempre o mesmo conjunto de decisões.

Para solucionar problemas os Sistemas Especialistas precisam acessar uma grande base de conhecimento do domínio da aplicação, portanto o sucesso de um Sistema Especialista depende enormemente da forma de como o conhecimento é representado e dos mecanismos para a exploração deste conhecimento.

Um Sistema Especialista é basicamente formado por três componentes:

- **"Base de dados":** *base de conhecimento* - descreve a situação corrente e a meta;
- **"Conjunto de operadores":** *mecanismos para exploração* - unidades que operam sobre a base de dados;
- **"Estratégia de controle":** *Raciocínio Para Frente (bottom-up)* - aplicação de operadores sobre as estruturas na base de dados que descreve a situação do domínio de uma tarefa para produzir uma situação modificada, e *Raciocínio Para Trás (top-down)* - aplicação

de operadores sobre as metas para reduzi-las às submetas. A combinação dos dois raciocínios também é possível.

Uma importante técnica de IA envolvendo botton-up e top-down é chamada de Análise Significado-Final (means-end), que faz a comparação da situação de domínio da tarefa corrente com a meta corrente para extrair a diferença entre elas. A diferença é então usada para indexar o operador mais relevante a fim de reduzir a diferença. Caso estes especialmente relevantes operadores não puderem ser aplicados para o presente estado do problema, submetas são aplicadas para alterar o estado até que um operador relevante possa ser aplicado. Depois que estas submetas são solucionadas, o operador relevante é aplicado produzindo resultado, a situação modificada vem a ser um novo ponto inicial para solucionar a meta original.

4. A Eficácia dos Sistemas Especialistas

Para que um Sistema Especialista seja eficaz, as pessoas têm de ser capazes de interagir com ele facilmente. Para facilitar esta interação os sistemas devem ser capazes de (Laudon & Laudon, 2000):

- "Explicar seu raciocínio". Conseqüentemente o processo de raciocínio deve proceder em etapas compreensíveis em que o metaconhecimento suficiente (conhecimento sobre o processo de raciocínio) esteja disponível para que as explicações dessas etapas possam ser geradas;
- "Adquirir conhecimento novo e modificar o conhecimento antigo". Como o conhecimento pode ser aumentado e/ou alterado, torna-se importante então separar a base de conhecimento do conjunto de operadores do sistema.

Os principais benefícios da utilização dos Sistemas Especialistas, são:

- Velocidade na determinação dos problemas;
- A decisão está fundamentada em uma base de conhecimento;

- Segurança;
- Exige pequeno número de pessoas para interagir com o sistema;
- Estabilidade;
- Dependência decrescente de pessoal específico;
- Flexibilidade;
- Integração de ferramentas;
- Evita interpretação humana de regras operacionais.

Exemplos clássicos de sistemas especialistas são:

- MYCIN- para diagnosticar doenças infecciosas;
- PROSPECTOR - informações geológicas;
- LOGIC THEORIST - provador de teoremas.

Sistemas Especialistas em microcomputadores:

- Diversas ferramentas do tipo "shell", tais como EXPERT-EASE, M-1, INSIGHT, ARBORIST, EXSYS, ES/P, PERSONAL CONSULTANT, GURU, NEXPERT, e outras de 16 e 32 bits permitem o desenvolvimento de Sistemas Especialistas em microcomputadores;
- Podemos utilizar ao invés de "shells" demais linguagens de programação como: BASIC, FORTRAN, ALGOL, PASCAL, FORTH entre outras. Algumas linguagens de programação que foram desenvolvidas especificamente para facilitar o desenvolvimento de aplicações de IA como LISP, PROLOG e LOGO são mais utilizadas.

O sistema de busca dos sistemas especialistas, proporciona um meio de solucionar problemas para os quais não há disponível uma abordagem mais direta, nem uma estrutura na qual qualquer técnica direta disponível possa ser inserida. (Oliveira, 1994)

Componentes dos sistemas de busca:

- A Base de Dados: Consiste de estruturas de dados incluindo cadeias, listas, conjuntos de expressões de cálculos de predicados, redes semânticas;

- Na prova de teoremas as tarefas de domínio corrente consistem de declarações representando axiomas, lemas e teoremas já provados, a meta e uma declaração representando o teorema a ser provado;
- Aplicações que Information-retrival, a corrente situação consiste de um conjunto de fatos, e a meta é a consulta a ser respondida;
- Soluções de problemas em robôs: a situação corrente é um modelo de mundo consistindo de declarações descrevendo o ambiente ao redor do robô, e a meta é a descrição que é feita verdadeira por uma sequência de ações do robô;
- Conjunto de operadores: Regras de inferência, regras para movimentação em um determinado jogo, Integração simbólica que são regras para simplificar as formas e são integradas. Algumas vezes o conjunto de operadores consistem de pequenas e várias regras de inferência que geram novas declarações a partir das existentes.

Problemas enfrentados pelos Sistemas Especialistas atuais:

- *Fragilidade*- Como os Sistemas Especialistas somente têm acesso a conhecimento altamente específicos do seu domínio não possuem conhecimentos mais genéricos quando a necessidade surge;
- *Falta de metaconhecimento* - Geralmente não possuem conhecimentos sofisticados sobre sua própria operação, portanto não conseguem raciocinar sobre seu próprio escopo e restrições. A aquisição do conhecimento continua sendo um dos maiores obstáculos a aplicação de tecnologia dos Sistemas Especialistas a novos domínios.
- *Validação*- A medição do desempenho de Sistemas Especialistas é muito difícil porque não sabemos quantificar o uso de conhecimento.

Podemos classificar os Sistemas Especialistas quanto às características do seu funcionamento. De um modo geral, tais categorias são (Schwabe & Carvalho, 1987):

Interpretação - São sistemas que inferem descrições de situações à partir da observação de fatos fazendo uma análise de dados e procurando determinar as relações e seus significados. Devem considerar as possíveis interpretações, descartando as que se mostrarem inconsistentes.

Diagnósticos - São sistemas que detectam falhas oriundas da interpretação de dados. A análise dessas falhas pode conduzir à uma conclusão diferente da simples interpretação de dados. Detectam os problemas mascarados por falhas dos equipamentos e falhas do próprio diagnóstico, que este não detectou por ter falhado. Estes sistemas já têm embutidos o sistema de interpretação de dados. Schwabe & Carvalho, 1987):

Monitoramento - Interpreta as observações de sinais sobre o comportamento monitorado. Tem de verificar continuamente um determinado comportamento em limites pré-estabelecidos, sinalizando quando forem requeridas intervenções para o sucesso da execução. Um sinal poderá ser interpretado de maneiras diferentes, de acordo com a situação global percebida naquele momento, e a interpretação varia de acordo com os fatos que o sistema percebe a cada momento.

Predição - A partir de uma modelagem de dados do passado e do presente, este sistema permite uma determinada previsão do futuro. Como ele baseia sua solução na análise do comportamento dos dados recebidos no passado, de ter mecanismos para verificar os vários futuros possíveis, a partir da análise do comportamento desses dados, fazendo uso de raciocínios hipotéticos e verificando a tendência de acordo com a variação dos dados de entrada. Schwabe & Carvalho, 1987):

Planejamento - Neste caso, o sistema prepara um programa de iniciativas a serem tomadas para se atingir um determinado objetivo. São estabelecidas etapas e subetapas e, em caso de etapas conflitantes, são definidas as prioridades. Possui características parecidas com o sistema para a predição e normalmente opera em grandes problemas de solução complexa. O princípio de funcionamento,

em alguns casos, é por tentativas de soluções, cabendo a análise mais profunda ao especialista que trabalha com esse sistema. Enfoca os aspectos mais importantes e particiona de maneira coerente um problema em sub-problemas menos complexos, estabelecendo sempre o relacionamento entre as metas destes subproblemas e a meta principal. (Schwabe & Carvalho, 1987)

Projeto - Este sistema tem características parecidas com as dos planejamento, e devem-se confeccionar especificações tais que sejam atendidos os objetivos dos requisitos particulares. É um sistema capaz de justificar a alternativa tomada para o projeto final, e de fazer uso dessa justificativa para alternativas futuras.

Depuração - Trata-se de sistemas que possuem mecanismos para fornecerem soluções para o mau funcionamento provocado por distorções de dados. Provê, de maneira automática, verificações nas diversas partes, incluindo mecanismos para ir validando cada etapa necessária em um processo qualquer. (Schwabe & Carvalho, 1987)

Reparo - Este sistema desenvolve e executa planos para administrar os reparos verificados na etapa de diagnóstico. Um sistema especialista para reparos segue um plano para administrar alguma solução encontrada em uma etapa do diagnóstico. São poucos os sistemas desenvolvidos, porque o ato de executar um conserto em alguma coisa do mundo real é uma tarefa complexa.

Instrução - O sistema de instrução tem um mecanismos para verificar e corrigir o comportamento do aprendizado dos estudantes. Normalmente, incorporam como subsistemas um sistema de diagnóstico e de reparo, e tomam por base uma descrição hipotética do conhecimento do aluno. Seu funcionamento consiste em ir interagindo com o treinando, em alguns casos apresentando uma pequena explicação e, a partir daí, ir sugerindo situações para serem analisadas pelo treinando. Dependendo do comportamento deste, se vai aumentando a complexidade das situações e encaminhando o assunto, de maneira didática, até o nível intelectual do treinamento. Schwabe & Carvalho, 1987):

Controle - É um sistema que governa o comportamento geral de outros sistemas (não apenas de computação). É o mais completo, de um modo geral, pois deve interpretar os fatos de uma situação atual, verificando os dados passados e fazendo uma predição do futuro. Apresenta os diagnósticos de possíveis problemas, formulando um plano ótimo para sua correção. Este plano de correção é executado e monitorado para que o objetivo seja alcançado.

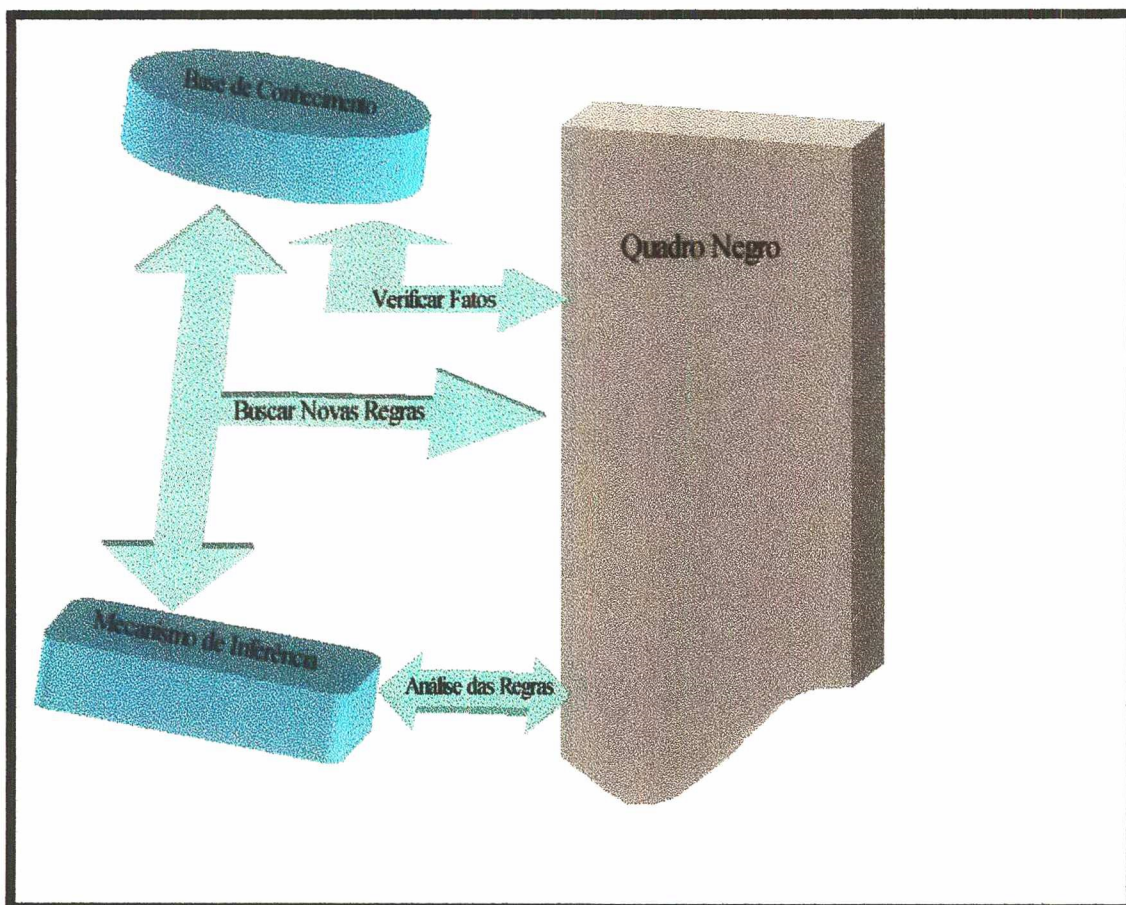
Os sistemas especialistas empregam informações nem sempre completas manipulando-as através de métodos de raciocínio simbólico sem seguir modelos numéricos, para produzir aproximações satisfatórias ou aproximações úteis. Sendo assim, quanto mais completa e corretamente estiver representado o conhecimento, melhor será a saída do sistema. Para tanto faz necessário a aquisição de conhecimento, uso de heurísticas, de métodos de representação de conhecimento e de máquinas de inferência.

Existem várias arquiteturas de sistemas especialistas sendo usadas. Dentre elas a mais simples de compreender e a mais difundida compõem-se de 3 elementos básicos.

A constituição básica de um sistema especialista apresenta os seguintes elementos, como pode ser analisada na figura 2.3:

1. Base de conhecimento;
2. Quadro Negro;
3. Mecanismo de inferência.

FIGURA 2.4: Elementos básicos de um sistema especialista



Fonte: RIBEIRO (1994)

1. Base de conhecimento: Base de conhecimento é um elemento permanente, mas específico de um sistema especialista. É onde estão armazenadas as informações de um sistemas especialista, ou seja os fatos e as regras. As informações armazenadas de um determinado domínio fazem do sistema um especialista neste domínio.

2. Quadro-Negro: A comunicação das informações entre os sistemas especialistas é feita por um mecanismo chamado *quadro-negro*. O quadro-negro é um lugar dentro da memória do computador no qual as informações armazenadas em um sistema especialista são "afixadas" para que qualquer outro sistema especialista possa usá-lo se precisar das informações lá contidas para alcançar seus objetivos. O quadro-negro é uma estrutura que contém informações que podem ser examinadas por sistemas especialistas

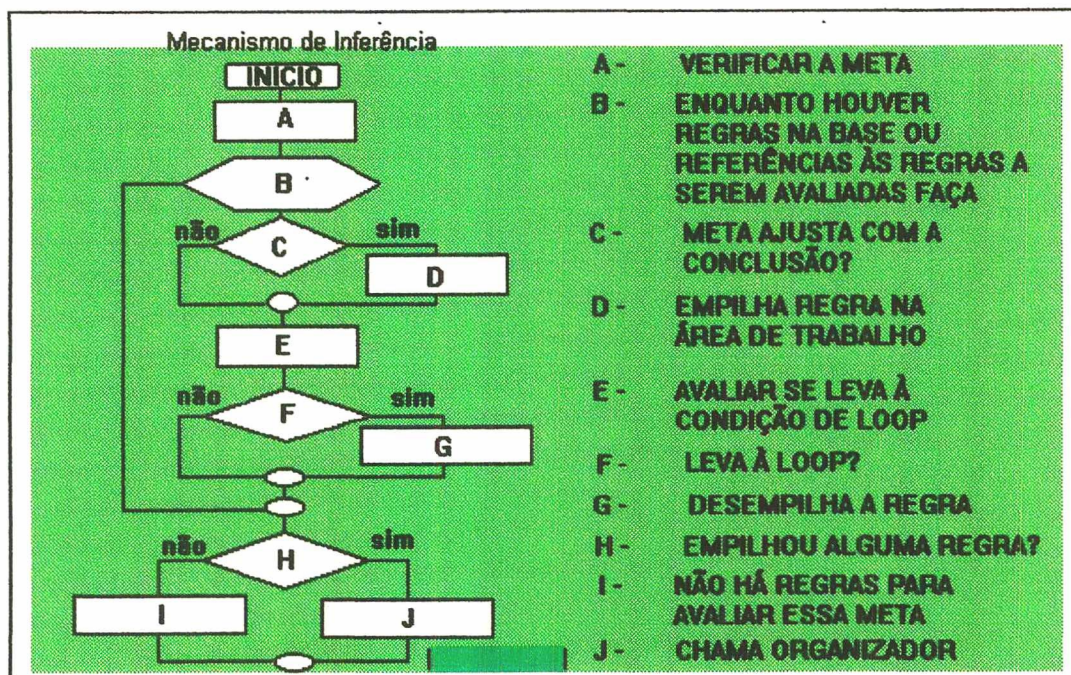
cooperativos. O que esse sistemas fazem com essas informações depende da aplicação. Você nunca entrou em uma sala de aula e viu um aviso no quadro-negro dizendo que aquela turma mudou de sala? Esse aviso poderia ter sido escrito pela secretária da escola que foi informada de que o professor estaria ausente naquele dia; por isso surgiu a necessidade de combinar turmas similares com um só professor. A secretária estava atenta a essa situação e reagiu de acordo. O conceito do quadro-negro para afixar, modificar e observar mudanças é muito importante para os sistemas cooperativos.

Ainda assim, quadro-negro, rascunho ou memória de trabalho tem sua vida útil durante o curso de uma consulta e está vinculada a uma consulta concreta. É uma área de memória usada para fazer avaliações das regras que são recuperadas da base de conhecimento para se chegar a uma solução. As informações são gravadas e apagadas em um processo de inferência até se chegar a solução desejada.

3. Mecanismo de Inferência: Mecanismo de inferência ou motor de inferência é um elemento permanente, que pode ser inclusive ser reutilizado por vários sistemas especialistas. É a parte responsável pela busca das regras da base de conhecimento para serem avaliadas, direcionando o processo de inferência. O conhecimento deve estar preparado para uma boa interpretação e os objetos devem estar em uma determinada ordem representados por uma árvore de contexto. Conforme figura 2.4, basicamente o mecanismo de inferência é dividido em tarefas que são: Selecionar e buscar Avaliar Procurar Resumindo as tarefas acima, podemos dizer que as regras necessárias para se chegar a uma meta devem ser buscadas na base de conhecimento. Essas regras serão colocadas no quadro negro, sendo que as regras já existentes só serão avaliadas depois das mais recentes. A ordem de avaliação no quadro negro obedece a uma estrutura do tipo pilha com o objetivo de atingir a meta mais recente. A regra continuará sendo avaliada enquanto as condições da premissa forem verdadeiras, caso contrário a regra será eliminada, a meta estabelecida desempilhada e uma nova regra será carregada. Quando um valor de um parâmetro em um determinado contexto não é conhecido e não se encontra

nas estruturas de pilha, deve-se então procurar novas informações na base de conhecimento, provocar a busca de novas regras ou perguntar diretamente ao usuário.

FIGURA 2.4: Mecanismo de inferência



Fonte: RIBEIRO (1994)

5. Processo de Aprendizagem dos Sistemas Especialistas

A aprendizagem comum se dá de diversas formas:

- Análise estatística de dados (heurística);
- Tentativa e erro (experiências);
- Leituras, palestras, etc;
- Troca de experiências com outras pessoas.

Fundamentalmente, verifica-se que o aprendizado vem do processo de experiência, e de seus resultados experimentais.

A capacidade de aprender, no ser humano, é o resultado de um conjunto de habilidades: capacidade de generalizar, de induzir, de fazer analogias e de receber instrução. (Oliveira, 1994)

Os sistemas especialistas devem ser capazes de aprender e fazer crescer o seu conhecimento básico sobre o assunto. Esta capacidade de aprender recebe o nome técnico de protopeiria.

O usual é existir um engenheiro de conhecimento que prepara o conhecimento para ser armazenado em uma forma apropriada, fornecendo as explicações necessárias, dos conceitos utilizados. O ideal é que o conhecimento possa ser adquirido diretamente pelo Sistema Especialista.

Uma das formas de aprendizagem dos Sistemas Especialistas é através de textos. Um programa captura palavras chaves em um parágrafo do texto, podendo formatá-lo para um formato especial de armazenamento, para representação desse conhecimento. (Schwabe & Carvalho, 1987)

O aprendizado também pode ser feito a partir de conclusões sobre a massa de informações mantidas pelo Sistema Especialista. Ele mantém um banco de casos resolvidos, isto é, a cada conclusão guarda os fatos que pesaram sobre a decisão e a própria decisão, após ter esta criticado por um especialista da área. O aprendizado é feito por comparação de dados por um módulo do Sistema Especialista que coloca a nova regra na Base de conhecimento, à medida que a massa de dados cresce, obedecendo o formato adequado.

Outra forma de aprendizado se dá pela interação direta com o especialista. Como em uma relação professor-aluno, o computador absorve o conhecimento através de uma interface adequada (editor inteligente). Fundamentalmente, verifica-se que o aprendizado vem do processo de experiência, e de seus resultados experimentais.

Os sistemas especialistas trabalham com problemas cada vez mais difíceis, assim eles necessitam usar todas as técnicas disponíveis de Inteligência Artificial.

A fim de escolher o método mais apropriado (ou uma combinação de métodos) para um determinado problema, é necessário analisá-lo em várias dimensões-chaves.

6. Sistemas de Produção

Os sistemas de produção são uma boa maneira de descrever as operações que podem ser realizadas quando buscamos uma solução para um problema. (Myers, 1986)

Uma vez que a busca forma o núcleo de muitos processos inteligentes, é útil estruturar os programas de IA de uma forma que facilite a descrição e execução dos processos de busca. Os Sistemas de Produção (SP) proporcionam tais estruturas.

Um Sistema de Produção consiste em:

- Um conjunto de regras, cada uma delas consistindo em um lado esquerdo (um padrão) que determina a aplicabilidade de uma regra e um lado direito que descreve a operação a ser efetuada se a regra for aplicada;
- Uma ou mais bases de conhecimentos/bases de dados que contenham quaisquer informações apropriadas a uma determinada tarefa. Certas partes da base de dados podem ser permanentes, enquanto que outras, podem pertencer apenas à solução do problema corrente;
- Uma estratégia de controle que especifique a ordem em que as regras serão comparadas com a base de dados e uma maneira de solucionar conflitos que surgirem quando várias regras puderem ser aplicadas ao mesmo tempo.

Os sistemas especialistas são programas computacionais (ou softwares) destinados a solucionar problemas em campos específicos do conhecimento. Tem como principal características, ser uma base de conhecimento que se refere ao domínio restrito em que o problema se insere. Esta base de conhecimento é repassada ao computador por especialistas que, na verdade,

enriquecem o sistema com suas informações especializadas. Os sistemas especialistas oferecem sugestões de decisões a tomar e podem justificar o posicionamento que tomam. (Paladini; Flemming & Gonçalves, 1995)

Basicamente, utilizamos seis elementos na arquitetura de um Sistema Especialista: uma base de conhecimento que contém fatos, regras e padrões de situações; um dispositivo de inferência capaz de tomar decisões em um certo domínio; uma linguagem na qual as regras serão escritas e também na qual a comunicação máquina-homem ocorrerá; uma “shell”, que inclui o dispositivo de inferência, o administrador do conhecimento e as interfaces com o usuário; o ambiente e outras peças que podem ser colocadas juntas com o “kit” de partes e um gerador de explicações (opcional) que pode justificar como o sistema chegou a uma dada conclusão.

Em suma, o principal objetivo da aplicação de sistemas inteligentes está na hipótese de que o desenvolvimento e a utilização dos sistemas especialistas direcionados para a resolução de problemas que podem ser empregados como mecanismos de apoio para a aprendizagem de disciplinas com características objetivas, caso onde se inclui o Cálculo. Esta hipótese, quando baseada na experiência prática em sala de aula, parte do princípio que uma das grandes dificuldades apresentadas por alunos da referida disciplina, refere-se à falta de raciocínio lógico-dedutivo que lhes permita analisar uma situação matemática e identificar o que é necessário para propor uma solução adequada à sua estrutura.

A Inteligência Artificial tem sido associada a um grande número de atividades, em diversas áreas de conhecimento. Registram-se aplicações em processos de tomadas de decisão, em atividades de rastreamento e análise de informações, no projeto e utilização de estratégias novas para a resolução de problemas, no desenvolvimento de algoritmos, métodos de processamento e outros mecanismos diversos que envolvem raciocínio, na demonstração de proposições e teoremas, no desenvolvimento de tradutores automáticos, no controle de fluxo de bens ou de informações.

2.3.3 Outras Técnicas Inteligentes

Segundo continuam a ser obtidos progressos em sistemas especialistas, o desenvolvimento de outras tecnologias inteligentes de computação está desencadeando uma multidão de novas possibilidades. Aqui veremos rapidamente as técnicas de computação inteligente que apresentam as melhores chances de desenvolvimento nos principais campos para aplicações hoje e no futuro - redes neurais, lógica difusa e algoritmos genéticos.

1. Lógica Difusa

Mesmo as linguagens de sistemas especialistas, que capturar a lógica mais refinada para a tomada de decisões, apresentam limitações em termos de recursos para imitar processos humanos de pensamento quando um destes processos não pode ser expresso em normas discretas IF-THEN. Há muitas ocasiões em que a resposta depende de bom senso e de "tons de cinza". Por exemplo, o que é um homem alto? Se empregarmos as regras IFTHEN, podemos definir alto como sendo maior que um metro e noventa e cinco centímetros. (Laudon, 2000, p. 338)

Contudo, na vida real, a faixa de alturas consideradas altas não é bem definida. Muitas pessoas reconheceriam alguém com altura acima de dois metros e dez como alto e outra pessoa com menos de um metro e cinquenta como baixa; e o que dizer das que possuem um metro e setenta e sete ou um metro e oitenta e cinco?

Até recentemente, os computadores tinham problemas em lidar com situações que envolvessem imprecisão e ambigüidade. A lógica tradicional por trás dos computadores é baseada " " coisas que podem ser classificadas como verdadeiro ou falso, ou não, preto ou branco.

A lógica difusa, um desenvolvimento relativamente novo em IA baseado em regras, é projetado para superar essas limitação . A lógica difusa consiste em uma variedade de conceitos e técnicas para representação e inferência do conhecimento impreciso, incerto ou duvidoso. (RICH, 1988)

A lógica difusa permitiu que a IA fosse aplicada a problemas que anteriormente não poderíamos solucionar. Uma utilização importante foram os controladores embutidos, que permitem que uma parte do equipamento realize constantes ajustes operacionais calculando sua reação às condições vigentes.

2. Algoritmos Genéticos

Outras tecnologias de inteligência artificial estão utilizando abordagens de resolução de problemas encontradas na natureza. "Os algoritmos genéticos são um exemplo. Eles consistem em diversas técnicas de resolução de problemas baseadas nos princípios darwinianos de evolução". (LAUDON, 2000, p. 340)

Os algoritmos começam com blocos de construção que utilizam processos, como reprodução, mutação e seleção natural para desenvolver soluções. À medida que as soluções se alteram e combinam, as piores são descartadas, e as melhores sobrevivem para prosseguirem e eletronicamente unirem-se a outras para "criar" soluções ainda melhores. O processo pode obter resultados superiores a qualquer artefato gerado pelas técnicas humanas. (Kvitca, 1988)

Os algoritmos genéticos foram inventados pelo Professor John Holland, da Universidade de Michigan. Holland descobriu que é possível enfileirar uns e zeros ao longo de um pedaço de código de computador de maneira semelhante à forma como os genes são enfileirados em um cromossomo. Os computadores podem combinar séries de uns e zeros da mesma forma que os cromossomos nos organismos vivos se combinam e recombina, levando sucessivamente a melhores soluções. Os algoritmos genéticos proporcionam métodos de buscar todas as combinações de dígitos para identificar a série (string) que represente a melhor solução para um problema.

3. Sistemas de IA Híbridos

O Engeneous é um exemplo de um sistema de IA híbrido, que combina diferentes tecnologias de inteligência artificial. Ele combina algumas das funções dos sistemas especialistas com funções dos algoritmos genéticos.

Outros sistemas híbridos podem combinar algoritmos genéticos com redes neurais ou redes neurais com lógica difusa. Por exemplo, o Citibank desenvolveu uma aplicação híbrida de inteligência artificial para fazer previsões de movimentos nos mercados de capitais. O componente algoritmo tico desenvolve modelos que podem prever tendências financeiras sob diversas condições passadas do mercado. (LAUDON, 2000, p. 340)

TABELA 2.1 – Exemplos de sistemas especialistas

Sistema Especialista	Descrição
Integrada Management Information System (ImiS) das Nações Unidas.	Contém 350 normas para entrada de transações para sistemas de contabilidade. Verifica transações financeiras para assegurar que elas seguem a norma correta de entrada, para prevenir transações errôneas que reflitam normas conflitantes.
Authorizer 's da Digital Equipament	Autoriza transações de cartões de crédito
XCON da Digital Equipament Corporation	Auxilia a configurar sistemas de computadores VAX
Robô da Ford Motor.	Diagnóstica robôs com problemas.

Fonte: Laudon, 2000, p. 335.

2.4 Síntese do Capítulo

Winston (1988), diz que partindo do estudo da avaliação do desempenho, sistemas especialistas, chega-se então à conclusão de que o fundamental é que tenhamos uma visão global dos nossos alunos. Não podemos mais avaliá-los apenas com um ou dois tipos de avaliações e, muito menos, apenas na nossa disciplina. Precisamos, aqui também, criar conceitos de interdisciplinaridade. Há a necessidade de que avaliemos nossos alunos de forma integral, de acordo com suas necessidades constantes, holística e interdisciplinar. Somente assim estaremos agindo como profissionais realmente integrados, preocupados, participantes e formadores dos novos rumos da nossa sociedade.

3 ANÁLISE MULTIVARIADA

3.1 Introdução

Neste capítulo consta os conceitos básicos relacionados à análise multivariada. Traz uma abordagem sobre Análise Discriminante, a Função Discriminante Linear de Fisher, a Abordagem de Lanchenbruch e a Regressão Logística. Estes conceitos relacionados servirão de base teórica para o desenvolvimento da aplicação da análise multivariada na classificação de desempenho.

3.2 Breve Histórico

Até a metade do século XX, a aplicação de qualquer método iterativo demandava um enorme esforço de tempo e matemáticos para ser completado. Muito da Ciência conhecida não era utilizado na prática devido às dificuldades na computação dos resultados. O esforço anlo-go-americano na busca de desenvolvimento no período entre a Primeira e Segunda Grandes Guerras Mundiais, propiciaram a construção de uma máquina que veio alterar muito da vida humana. Essa máquina é hoje conhecida como computador eletrônico.

Segundo Afonso; Furtado e Costa (1999), do primeiro computador a válvulas até os mais modernos computadores atuais, muito progresso científico foi feito. Com o avanço tecnológico, as técnicas que na época eram consideradas inviáveis pela grande quantidade de cálculos, passaram a ser mais utilizadas. A velocidade de processamento foi crescendo, e com ela, os custos operacionais caíam para valores bem menores. Algumas técnicas baseadas em métodos recursivos aguardaram muitas décadas até que pudessem se desenvolver plenamente. Dentre estas técnicas, uma que concentrava-se complementamente construída teoricamente por volta da

década de 30, mas só teve aplicação plena no final dos anos 50 com a computação eletrônica, foi a análise multivariada.

As técnicas de análise multivariada de dados, tem ocupado cada vez mais espaço em atividades empresariais que envolvem o comportamento do consumidor, fundamentalmente por conferirem maior precisão nos resultados e agilidade na mensuração da satisfação do mesmo. Os inúmeros softwares estatísticos disponíveis também tornaram tais técnicas populares e de fácil emprego, motivo este que nos conduz a não aprofundar a discussão em torno de fórmulas e procedimentos matemáticos. (Afonso; Furtado e Costa, 1999).

No Brasil, observamos um corrida na busca da precisão nos resultados coincidentemente com a abertura do mercado no início dos anos 90, tendo as técnicas multivariadas como as mais significativas ferramentas deste novo cenário.

Quando se aborda as técnicas multivariadas, fala-se em técnicas que não abordam unicamente uma dimensão da análise de dados, e sim, uma gama de cruzamentos entre variáveis dependentes e independentes, ou mesmo um cruzamento e informações envolvendo informações de várias questões de ordem dependente, oferecendo assim ao pesquisador uma segunda dimensão, mais rica que a comumente encontrada em uma abordagem univariada.

3.3 Aplicações da Análise Multivariada

É de grande conhecimento que, hoje, os métodos multivariados são aplicados em diversos campos de pesquisa. Johnson & Wichern (1998) descrevem com exemplos as principais e mais recentes aplicações da Análise Multivariada. São elas:

a) Medicina e Saúde

Um estudo foi realizado para investigar a reação dos pacientes de câncer sob ação da radioterapia. As medidas foram feitas em 98 pacientes, e direcionadas para 6 tipos principais de observação:

1. número de sintomas
2. quantidade de atividade - escala de 1 a 5
3. tempo de sono - escala de 1 a 5
4. quantidade de alimento consumido - escala de 1 a 3
5. apetite - escala de 1 a 5
6. reação da pele - escala de 0 a 3

A Análise Multivariada foi usada para construir e interpretar as reações dos pacientes à radioterapia, em função de simples parâmetros utilizados em cada tipo de observação.

Respostas específicas referentes a estimulações visuais podem ser registradas através de impulsos elétricos no couro cabeludo humano e analisados por computadores. Em estudos médicos feitos a partir de efeitos da esclerose múltipla em sistemas visuais, a Análise Multivariada foi usada para examinar os dados da análise visual eletroencefalográfica, classificando e separando os mesmos de forma a identificar as pessoas que sofrem de esclerose múltipla, causada por patologia visual daquelas que não sofrem dessa moléstia.

Programas de planejamento familiar foram implementados em muitos países em desenvolvimento. Um estudo comparou a eficácia de um programa do governo da Malásia, composto de planejamento familiar e saúde, com outros programas exclusivamente familiares, identificando os fatores de integração, que pudessem resultar em uma melhor performance geral. Os resultados do estudo sugeriu uma expansão do programa do governo, integrando os serviços de planejamento familiar com a rede de saúde em vez da expansão de novas organizações exclusivamente de planejamento familiar.

Análise Multivariada identificou os tipos de fatores e formas de integrações das organizações, medindo-os e apontando resultados que

pudessem melhorar a performance dessas organizações. (Johnson & Wichern, 1998)

Pesquisas genéticas sobre alcoolismo mostraram que as atividades de duas enzimas são reduzidas significativamente em alcoólatras. O resultado desse estudo foi identificar e medir as variáveis fisiológicas que possam ser usadas efetivamente para discriminar alcoólatras de não alcoólatras.

b) Sociologia

Uma teoria sociológica sugere que a estrutura das ocupações americanas seja determinada por uma forte dimensão sócio econômica. Medidas com 25 variáveis para 583 ocupações foram analisadas usando métodos multivariados para determinar o motivo real dessas ocupações.

A contagem do número de filhos de imigrantes de primeira e segunda geração, nascidos e residentes nos Estados Unidos em 1970 foram tabulados por países de origem e Estado da residência. Métodos multivariados foram usados para verificar a distribuição das nacionalidades dos imigrantes de acordo com o Estado residente. (Johnson & Wichern, 1998)

c) Negócios e Economia

Medidas a partir de diversas variáveis envolvendo finanças e contabilidade, foram realizadas para possibilitar o desenvolvimento de modelos multivariados em empresas e estabelecer regras de classificação para distinguir as firmas estáveis das insolventes.

O conhecimento dos fatores relacionais entre as atividades/metapoliciais e a aparelhagem utilizada por eles em países subdesenvolvidos pode ajudar no processo de modernização e melhorias das condições existentes. O objetivo da Análise Multivariada foi determinar a dependência entre dois tipos de variáveis – atividade → meta e aparelhagem policial.

Os executivos de alto nível estão sempre tomando decisões de risco - Seu sucesso depende do quanto ele conhece o risco de cada negócio.

Medidas de variáveis relacionadas com a dimensão desse risco foram identificadas para se obter as características sócio econômica de uma grande quantidade de negócios. O objetivo foi analisar as relações entre a propensão do risco e as características sócio econômicas do negócio.

Quatro diferentes tipos de novos produtos em firmas coreanas, classificadas pela origem e local do fornecimento de produtos estrangeiros, foram observadas a fim de se estudar a padronização das inovações. Medidas feitas com seis variáveis em 42 firmas foram usadas para confirmar as diferenças nos novos padrões. O resultado tem importantes implicações no gerenciamento de novas firmas em países industrializados. Aqui o objetivo foi verificar se um tipo de variável interna poderia diferenciar significativamente o produto. (Johnson & Wichern, 1998)

d) Educação

Os resultados em testes de aptidão escolar e a performance dos alunos durante o segundo grau são usados freqüentemente como indicadores do sucesso acadêmico na universidade. As medidas efetuadas com cinco variáveis em estabelecimentos pré universitários e quatro variáveis sobre performance universitária foram usadas para determinar a associação entre o previsto e o resultado efetivo de escores. O objetivo foi aplicar regras para a classificação de estudantes na universidade. (Johnson & Wichern, 1998)

Atividades atléticas têm sido freqüentemente analisadas com o propósito de identificar habilidades primárias em variados eventos. Dados de 8 diferentes decatlos olímpicos serviram de registros para a Análise Multivariada identificar os fatores físicos responsáveis pelos resultados nos 10 esportes do decatlo. Os resultados poderiam ser aparentemente explicados em termos de 4 fatores físicos: velocidade, força no braço, resistência na corrida e força na perna. Aqui o objetivo foi determinar a dependência das variáveis observadas (resultados em pistas e campo) em variáveis menos latentes (fatores físicos).

e) Biologia

No estudo de reprodução de plantas é necessário, após o fim de uma geração, selecionar aquelas plantas que serão os pais da próxima geração. A seleção deve ser feita de tal modo que as gerações sucessivas possam ser melhoradas em um número de características sobre aquelas da geração anterior. A meta da reprodução em plantas é maximizar o ganho genético em um mínimo de tempo. Técnicas multivariadas foram usadas em um programa de reprodução de feijão para transformar as medições realizadas em variáveis dos rendimentos e das proteínas existentes dentro de um índice de seleção. Os escores neste índice foram então usados para determinar os pais de uma subsequente família de feijão. (Johnson & Wichern, 1998)

Duas espécies de plantas rasteiras são de difícil identificação. Medições realizadas em quatro variáveis dessas plantas rasteiras foram usadas para se obter uma função dos quais os valores permitiram uma separação em dois grupos. Por conseguinte, a função poderia ser usada para classificar uma nova planta, como também identificar se a planta pertence a uma espécie ou a outra.

f) Estudos Ambientais

As concentrações de ar poluente na atmosfera têm sido intensivamente estudadas. Em um estudo, foram realizadas medições diárias sobre a poluição do ar em função de um período de tempo, sendo registrados esses dados em sete tipos de variáveis. O interesse imediato era verificar se o nível de poluição atmosférica era aproximadamente constante durante a semana ou se haviam diferenças consideráveis entre o nível de poluição durante os dias da semana e o fim de semana. Um objetivo secundário era verificar se a massa de dados disponíveis poderia ser resumidos e interpretados de modo rápido. Aqui os objetivos foram testar hipóteses e reduzir dados. (Johnson & Wichern, 1998)

g) Meteorologia

Um estudo foi iniciado para quantificar as relações entre três anéis cronológicos e vários parâmetros climáticos. Era de interesse determinar o tipo de informação climática que cada anel continha e então reconstruir as anomalias climáticas que datam após 1700. Técnicas multivariadas foram usadas para reduzir a quantidade enorme de dados avaliados para um tamanho manuseável. Os poucos novos dados criados no processo foram analisados e interpretados subsequente de modo muito mais fácil (aqui o objetivo inicial foi reduzir dados).

h) Geologia

A Análise Multivariada foi usada em estudos para classificar tamanho e distribuição de sedimentos em ordem para construir duas funções lineares de 10 tamanhos. Os resultados permitem uma considerável redução no trabalho de laboratório, necessário para diferenciar entre os diferentes tipos de sedimentos (uma vez mais, o objetivo foi reduzir e classificar dados). (Johnson & Wichern, 1998)

i) Psicologia

Um estudo foi realizado para investigar o comportamento de risco. Como parte do estudo, os estudantes foram selecionados aleatoriamente para receber um dos três diferentes tipos de testes. Foram então administrados duas formas paralelas de um teste que penalizavam mais ou menos as respostas incorretas. Os escores das penalidades altas e baixas eram então registradas e ordenadas a fim de analisar as reações dos estudantes em função do risco corrido. O objetivo foi testar hipóteses, ou seja, testar se a direção natural fez diferença em relação ao risco percebido.

j) Esportes

A análise dos recordes em pistas e em campo tem sido freqüentemente foco de atenção nos jogos olímpicos e mundiais. Em um estudo, os recordes nacionais em pistas foram usados para construir a medida ideal de um excelente atleta de uma nação com vistas nos recordes alcançados. Além disso, a resistência relativa dos atletas de uma nação nas várias distâncias corridas(incluindo a maratona) foi examinada. O resultado para o ranking das nações correspondeu perto da sua performance nos jogos olímpicos. O objetivo foi combinar medidas em várias variáveis dentro de um índice de atleta excelente e examinar a associação entre variáveis representando diversos eventos corridos. (Johnson & Wichern, 1998)

3.4 Análise Discriminante

Conforme Inácio Guimarães em sua dissertação de mestrado (2000), a análise discriminante “é uma técnica estatística multivariada de grande utilidade na resolução de problemas que envolvem a separação do conjuntos distintos de observações e a alocação de novas observações com um conjunto específico. Integra o conjunto de técnicas utilizadas no Reconhecimento de Padrões, ao lado de técnicas de Programação Matemática e Redes Neurais.”

É uma técnica estatística multivariada usada na resolução de problemas que envolvem a **separação** de conjuntos distintos de objetos, ou observações, e a **alocação** de novos objetos, ou observações em um grupo específico. Integra o conjunto de técnicas usadas no Reconhecimento de Padrões, juntamente com técnicas de programação matemática e, mais recentemente, redes neurais. O reconhecimento de padrões está presente em áreas como:

- Classificação de empresas;
- Processamento de sinais;
- Análise de sinais eletrocardiográficos;
- Reconhecimento de impressões digitais;

- Elaboração de perfis de consumidores; e
- Diagnóstico médico preliminar;
- entre outras.

No reconhecimento de padrões, há três questões envolvidas:

- Os problemas de reconhecimento e classificação são passíveis de resolução mediante a aplicação destas técnicas ?
- Modelos aplicados a determinados problemas podem ser modificados, com o objetivo de determinar parâmetros para o mesmo?
- os procedimentos de solução de um problema permitem a elaboração e implementação de algoritmos computacionais ?

Embora não seja tão difundida quanto outras técnicas, como a Análise de Regressão, por exemplo, a Análise Discriminante tem sido utilizada com crescente frequência nas áreas de finanças e economia. Vale lembrar que muitas das aplicações consistem na construção de modelos destinados à previsão de insolvências.

3.4.1 Objetivos da análise discriminante

O objetivo da Análise discriminante é determinar a qual grupo entre dois ou mais definidos *a priori*, pertence um elemento. Esta determinação é feita pela observação de características do mesmo. Cada uma das características é tratada como uma variável aleatória e a sua informação contribui para a classificação. Nesta dissertação trabalhou-se com dois grupos definidos *a priori* são: Grupo 0, de alunos que não se formaram (insucesso) e Grupo 1, de alunos que se formaram (sucesso). (Lachenbruch, 1975)

Um dos objetivos da Análise Discriminante é determinar a que grupo, dentre dois ou mais definidos *a priori*, pertence um novo elemento, com base em características observadas para o mesmo. Cada característica constitui

uma variável independente, contribuindo para a classificação. A Análise Discriminante combina estas variáveis em uma ou mais funções, de modo a determinar, para cada elemento, escores de classificação. Estas funções são construídas de modo que os escores dos elementos de cada grupo se concentrem em torno do escore médio do grupo, fazendo com que a superposição de escores de elementos de diferentes grupos seja minimizada. Neste trabalho, os grupos definidos *a priori* são dois: um de “sucesso acadêmico” e outro de “insucesso acadêmico”, assim chamados os alunos que conseguiram se formar e os que não se formaram, respectivamente.

Conforme comentário anterior, a eficiência de uma técnica é proporcional à qualidade das informações disponíveis. Isto dá a fase de coleta de dados uma importância fundamental. Seja qual for o método escolhido, variáveis selecionadas de forma inadequada acabam por comprometer a eficiência almejada. (Press, 1998)

Como objetivos primordiais da utilização para discriminação e classificação, podem ser considerados:

- Dar uma descrição algébrica, ou gráfica, de características diferenciais das observações, com valores numéricos tais que permitam a máxima separação das populações estudadas;
- Encontrar uma regra que permita a alocação ótima de uma nova observação em um entre dois ou mais grupos, de acordo com os critérios estabelecidos pela função encontrada.

Uma regra que permita a separação também possibilita a classificação, o que acaba por gerar uma sobreposição dos objetivos anteriores.

3.4.2 Outras aplicações

Emerson Marcos Furtado em sua dissertação de mestrado (1999), a sua proposta de estudo foi fazer um ranqueamento de Áreas Especialmente Protegidas, considerando as variáveis avaliadas pelo IAP. Visando o ICMS

Ecológico, as áreas consideradas foram os Faxinais inscritos no Cadastro Estadual de Unidades de Conservação.

Como solução para se medir todas as variáveis propostas e realmente ranquear os Faxinais, é utilizada a Análise fatorial, técnica da Análise Multivariada. Desta forma, é construindo um programa computacional automático, que a partir dos dados brutos compute as variáveis e determine um escore para cada Faxinal avaliado.

Inácio Andruski Guimarães em sua dissertação de mestrado (2000), teve o seguinte objetivo:

- a. Utilizar as técnicas estatísticas multivariadas denominadas Análise Discriminante Linear, na identificação de variáveis que permitem evidenciar, com certa antecedência, situações de inadimplência por parte de clientes de uma administradora de cartões de crédito a partir de informações cadastrais, fornecidas pelos mesmos em propostas para adesão ao cartão de crédito administrado pela instituição;

3.5 Função Discriminante Linear de Fisher

O problema tratado pela Análise Discriminante consiste em:

- separar duas classes de objetos (observações);
- classificar um novo objeto em uma das duas classes.

É comum representar as duas classes, ou populações, por Π_1 e Π_2 . As observações, que consistem nas medidas de p variáveis aleatórias, são representadas por vetores aleatórios do tipo:

$$\underline{X}' = [X_1 \quad X_2 \quad \dots \quad X_p].$$

Os valores observados para \underline{X} podem diferir de uma classe para outra, sendo a primeira população constituída pela totalidade dos valores da primeira

classe, enquanto a segunda população é constituída pelos valores de \underline{X} da segunda classe. Tais populações podem ser descritas pelas funções densidades de probabilidades $f_1(\underline{X})$ e $f_2(\underline{X})$. (SICSU, 1975)

Considera-se como primeira solução para o problema da discriminação a ***Função Discriminante Linear de Fisher***. Uma característica desta função é apresentar boas propriedades para discriminação entre duas populações com a mesma matriz de covariância.

O ponto de partida de *Fisher* foi a transformação das observações multivariadas \underline{X} 's em observações univariadas y 's, tais que as observações de cada uma das populações Π_1 e Π_2 sejam tão separadas quanto possível. A idéia mestra consiste em tomar as combinações lineares de \underline{X} para obter y .

Dadas as médias μ_{1y} e μ_{2y} dos y 's obtidos a partir dos \underline{X} 's pertencentes a Π_1 e a Π_2 , respectivamente, seleciona-se a combinação linear que maximiza a distância quadrática entre as médias dadas, com relação à variabilidade dos y 's. Segundo SICSU (1975), "... Fisher não justificou o porquê da escolha de uma função linear e nem o porquê do coeficiente a ser maximizado. Cremos que as razões intuitivas que o levaram ao estabelecimento deste quociente podem ser interpretadas como a obtenção de uma função que maximize a distância entre as duas populações, distância esta padronizada em termos de desvio padrão. Além disso deve-se observar que está implícito na definição do quociente que a dispersão das duas populações Π_1 e Π_2 é considerada igual".

3.6 Regressão logística

3.6.1 Introdução

A regressão logística consiste, fundamentalmente, na busca de um modelo que permita relacionar uma variável Y , chamada "variável resposta",

aos “fatores” X_1, \dots, X_{p-1} , que, supõe-se, influenciam as ocorrências de um evento. A variável resposta deve ser do tipo dicotômica, assumindo apenas os valores 0 ou 1. Neste caso existe interesse apenas na ocorrência, ou não, do evento em questão. No presente trabalho, 0 designa “insucesso” e 1 designa “sucesso”. (Lachenbruch, 1975)

A situação aqui tratada, variável resposta dicotômica, não recomenda a aplicação do Modelo Linear Geral (MLG), basicamente por dois motivos:

1. O MLG pode gerar para a resposta valores não pertencentes ao intervalo $[0, 1]$.
2. A variância dos resíduos não é constante.

Embora siga o mesmo raciocínio da regressão linear, a regressão logística apresenta, com relação à primeira, algumas diferenças. A primeira diz respeito à relação entre a variável resposta e os fatores. No modelo linear supõe-se que a variável resposta, chamada também de **dependente**, relaciona-se com os fatores, chamados ainda de variáveis **independentes**, através do modelo dado por.

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_{p-1} X_{p-1} + \varepsilon = \beta_0 + \sum_{i=1}^{p-1} \beta_i X_i + \varepsilon$$

que pode ser representado matricialmente como

$$\underline{Y} = \underline{\beta}' \underline{X} + \underline{\varepsilon}$$

considerando-se n observações de Y e das covariáveis X 's. Os β 's são parâmetros desconhecidos e que devem ser estimados com base nos valores observados para Y e os X 's e $\underline{\varepsilon} \sim N(\underline{0}, \Sigma^2)$ é um *ruído aleatório* associado ao modelo.

No modelo logístico, a relação é dada por

$$Y = \frac{e^u}{1 + e^u}$$

onde μ é dado por uma expressão da forma $\underline{\beta}' \underline{X}$

3.7 Abordagem de Lachenbruch

Tão importante quanto a obtenção de uma boa regra de classificação é a determinação da eficiência da mesma. Uma regra que apresente uma taxa de erros superior à taxa de acertos pouca, ou nenhuma, utilidade terá. Uma forma de avaliar o desempenho de um procedimento de reconhecimento de padrões consiste no cálculo da **Probabilidade Total de Erro**. (LACHENBRUCH, 1975)

3.7.1 Descrição do método

É uma forma de avaliar a eficiência de uma regra de reconhecimento e classificação. (Lachenbruch, 1968)

Uma descrição breve segue os passos:

- 1 - Escolher um dos grupos;
- 2 - Retirar um item do grupo escolhido;
- 3 - Construir a regra com as $n_1 + n_2 - 1 = n - 1$ observações da amostra;
- 4 - Classificar a observação excluída usando a regra obtida;
- 5 - Repetir as etapas anteriores para todas as observações do grupo escolhido;
- 6 - Repetir os passos para o segundo grupo.

3.7.2 Medidas do desempenho

A quantificação do desempenho da regra pode ser feita de duas maneiras:

1ª.) Segundo a Taxa Aparente de Erro, dada por

$$APER = \frac{n_{1|2} + n_{2|1}}{n_1 + n_2}$$

onde $n_{1|2}$ e $n_{2|1}$ representam os números de itens classificados incorretamente.

A desvantagem dessa taxa é que ela é obtida com base nas observações já usadas no ajuste da regra (observações do conjunto de treinamento). (Nilsson, 1998)

A vantagem da técnica de Lachenbruch é que ela avalia a regra com as n observações da amostra, ou seja antes do teste nenhuma foi usada no ajuste. Assim, tem-se um conjunto de treinamento com n observações e um conjunto de teste com n observações. (Waterman, 1986)

2ª.) De acordo com a Taxa Ótima de Erro (OER), que minimiza a Taxa de Erro de Reconhecimento dada por

$$TPM = p_1 \int_{R_2} f_1(\underline{X}) d\underline{X} + p_2 \int_{R_1} f_2(\underline{X}) d\underline{X}$$

Onde p_j , $j = 1, 2$ é a probabilidade de um item pertencer à população j .

A taxa ótima de erro é

$$OER = \frac{1}{2}P\left(Z < \frac{1}{2}\sigma_y\right) + \frac{1}{2}P\left(Z \geq \frac{1}{2}\sigma_y\right)$$

Onde

$$\sigma_y^2 = (\underline{\mu}_1 - \underline{\mu}_2)' \Sigma^{-1} (\underline{\mu}_1 - \underline{\mu}_2)$$

onde p_1 e p_2 são as probabilidades *a priori* de uma observação pertencer a Π_1 ou a Π_2 , respectivamente.

Para que não se fique na dependência da forma da distribuição de probabilidades, pode-se calcular a **Taxa Aparente de Erro** (APER), definida como sendo a fração das observações no treinamento amostral referente ao reconhecimento errôneo pela função obtida. Esta taxa é calculada pela **Matriz de Confusão**, que apresenta a real situação das observações nos grupos comparando-a com o reconhecimento apresentado pelo modelo encontrado. Para n_1 observações de Π_1 e n_2 observações de Π_2 , a matriz de confusão tem a forma dada no quadro 3.1. (Lachenbruch, 1975)

QUADRO 3.1: Matriz de Confusão

		CLASSIFICAÇÃO PREVISTA		TOTAL
		Π_1	Π_2	
CLASSIFICAÇÃO ATUAL	Π_1	$N_{1 1}$	$n_{1 2}$	n_1
	Π_2	$N_{2 1}$	$n_{2 2}$	n_2
TOTAL		N_1	n_2	n

Onde $n_{i|j}$ = observações de Π_i classificadas como de Π_j
 $\left\{ \begin{array}{l} \text{corretamente, se } i = j \\ \text{incorretamente, se } i \neq j \end{array} \right.$

A **Taxa Aparente de Erro (APER)** é dada por

$$APER = \frac{n_{1|2} + n_{2|1}}{n_1 + n_2}$$

e deve ser interpretada como a proporção de observações classificadas incorretamente. Um inconveniente desta taxa é o fato de utilizar nas avaliações as mesmas observações utilizadas para o ajuste, ou treinamento.

A *Abordagem de Lachenbruch* é uma forma mais realista de avaliar a eficiência da regra de classificação. Esta técnica segue os passos apresentados a seguir (Neto, 1998):

1. Escolher um dos grupos (amostras);
2. Retirar uma observação do grupo;

3. Construir uma função discriminante com as $n_1 - 1$ observações restantes do grupo escolhido e as n_2 observações do segundo grupo, ou seja, para $n_1 - 1 + n_2$ observações;
4. Classificar a observação retirada usando a função obtida anteriormente;
5. Realocar a observação descartada e repetir os passos 1 e 2 para todas as observações do primeiro grupo;
6. Repetir os passos 1 a 5 para o segundo grupo;
7. Finalmente, ajustar o modelo para o total das $n = n_1 + n_2$ observações.

Assim obtém-se:

$$P(2|1) = \frac{n_{1|2}}{n_1}$$

$$P(1|2) = \frac{n_{2|1}}{n_2}$$

que são as probabilidades de classificação incorreta para cada um dos grupos

e $\hat{E}(AER) = \frac{n_{1|2} + n_{2|1}}{n_1 + n_2}$ que é a proporção total esperada de erro.

Desta forma obtém-se uma regra de reconhecimento e classificação construída com as n observações amostrais e testada com todas as referidas observações, mas sempre com a observação em teste fora do ajuste. Isto equivale a ter um grupo com n observações para o ajuste e outro grupo, também de tamanho n , para testar a eficiência do procedimento. (Anderson, 1958)

3.8 Síntese do capítulo

A utilização das técnicas multivariadas abordadas neste capítulo, possui sobre o método atualmente utilizado para classificação e previsão a vantagem de tornar possível a avaliação da eficiência das regras de reconhecimento e classificações obtidas. Estas técnicas, aliadas a informática, constitui-se em uma ferramenta de confiabilidade quanto aos resultados obtidos.

O programa computacional (ESTDISK) fornece regras de reconhecimento de padrão por duas técnicas multivariadas, as quais podem ter os seus desempenhos avaliados pela abordagem de Lachenbruch.

Uma boa regra de classificação também deve levar em consideração o “custo”, representado por uma classificação errada.

4 COLETA E PREPARAÇÃO DOS DADOS

4.1 Introdução

Neste capítulo serão apresentadas as variáveis utilizadas na formação o banco de dados, os valores assumidos pelas mesmas e os resultados da Análise Discriminante sobre os dados abordados inicialmente. Além disto, são comentadas as características destas variáveis, bem como o método de Lachenbruch, utilizado para avaliar a eficiência dos procedimentos.

Na segunda parte, é apresentada a proposta acadêmica para o Curso de Engenharia, baseados nos resultados de pesquisa, do referencial teórico, da cultura e dos valores vigentes na Instituição.

4.2 Contextualização Histórica

Em 1992, realizou-se o primeiro vestibular de Engenharia Mecânica do CEFET, com o objetivo de uma construção e avaliação de uma regra de reconhecimento e classificação para prever o sucesso acadêmico ou não dos alunos, foi usada análise multivariada como metodologia.

4.3 Coleta de Dados

No momento de sua inscrição no vestibular, o aluno preenche uma ficha sócio educacional, neste caso foi coletado dos anos 92, (Vestibular de Verão e Inverno) 93, 94 (só Verão), são 40 alunos de cada vestibular, no total de 300 alunos, onde 120 formados e 180 não formados, coletamos as médias de todas as notas de 2.º grau através do histórico escolar junto a Secretaria e notas do vestibular (junto a comissão) e histórico escolar do 1.º período do Curso de Engenharia.

QUADRO 4.1: Matriz dos dados

	V0	V1	V2	.	.	.	V18	V19	V20
1									
2									
3									
.									
.									
.									
.									
.									
.									
300									

Variáveis analisadas

- V0 = Sucesso ou Insucesso (1 e 0)
- V1 = Notas de matemática do 2.º grau
- V2 = Notas de física do 2.º grau
- V3 = Notas de química do 2.º grau
- V4 = Notas de estudos sociais do 2.º grau
- V5 = Comunicação e expressão do 2.º grau
- V6 = Física I (1.º período)
- V7 = Cálculo I (1.º período)
- V8 = Álgebra linear e Geometria Analítica (1.º período)
- V9 = Química I (1.º período)
- V10 = Introdução Processamento de Dados
- V11 = Técnicas Mecânicas
- V12 = Desenho Técnico Descritivo
- V13 = Notas do Vestibular de Matemática
- V14 = Notas do Vestibular de Física
- V15 = Notas do Vestibular de Química
- V16 = Notas do Vestibular de Estudos Sociais
- V17 = Notas de Vestibular de Comunicação e Expressão
- V18 = Renda Salarial
- V19 = Idade quando encontrou no 1.º período
- V20 = Procedimento Escola Jurídica, CEFET, Particular.

4.4 Sistema de Escore

É o principal meio de controle do risco, ou pelo menos o mais usado. Consiste em avaliar os dados pessoais fornecidos pelo aluno durante a sua vida acadêmica até o 2.º período para fazer um prognóstico de ele ter sucesso no curso ou não. A soma dos valores obtidos resulta no *escore*, cujo valor é comparado com outro, definido previamente, chamado *valor de corte*.

É na obtenção deste valor que reside a maior parte dos problemas enfrentados, para o orientador pedagógico orientar o aluno para que ele obtenha sucesso no curso e propor uma orientação acadêmica.

4.4.1 Vantagens e limitações de um sistema de escore

Vantagens

- Permite identificar tendências sócio-econômicas;
- Maior precisão nos prognósticos;
- Permite melhoras na qualidade do histórico escolar dos alunos;

Limitações

- Depende muito da qualidade dos dados;
- Necessita de um grande número de histórico escolar dos alunos para o seu desenvolvimento;
- Com o tempo pode sofrer deteriorações.

Fatores críticos para a implantação de um sistema de escore e características do sistema:

- Cultura da instituição de ensino;
- Política de atribuição de escores;
- Procedimentos operacionais;
- Sistema de gerenciamento de informações.

Um sistema de escore deve ter as seguintes características:

- Variáveis com validade estatística. Devem ser quantitativas sempre que possível;
- As definições de aluno “sucesso” e “insucesso” devem ser suficientemente claras;
- Definir procedimentos para agir diante de casos especiais, como a superposição de escores, por exemplo.

TABELA 4.1: Estimativa da taxa de acertos dos alunos de Engenharia Mecânica

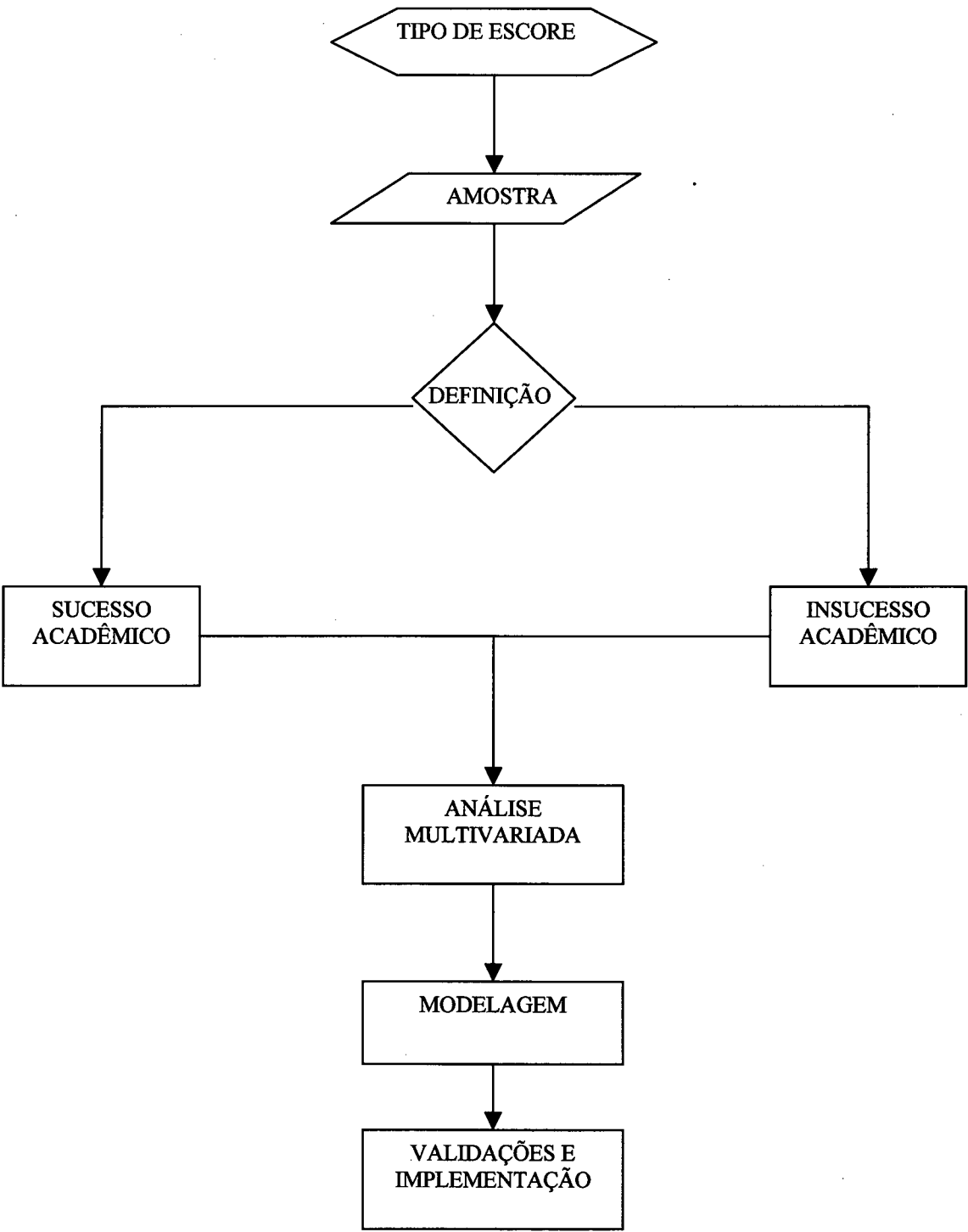
<i>Acertos da FDL para os grupos</i>	<i>0</i>	<i>1</i>	<i>%</i>
	173	115	0,96
<i>Acertos do MRL para os grupos</i>	<i>0</i>	<i>1</i>	
	177	118	0,983333

Tamanho da amostra: 300 alunos

Grupo 1 (sucesso acadêmico): 120

Grupo 0 (insucesso acadêmico): 180

FIGURA 4.1: Fluxograma do sistema de escore (proposto neste trabalho)



As regras de reconhecimento e classificação obtidas

1. Modelo da FDL de Fisher Ajustado

TABELA 4.2: Coeficientes da FDL de Fisher

Variável	Coeficiente	Variável	Coeficiente
V1	1,4597	V11	1,0424
V2	1,9746	V12	0,3289
V3	0,5886	V13	0,0194
V4	-0,0325	V14	2,0657
V5	0,4960	V15	0,6928
V6	0,7042	V16	0,0739
V7	-0,5781	V17	0,1412
V8	1,2153	V18	-0,7688
V9	0,9555	V19	-0,0894
V10	0,7164	V20	-0,4115

Erro padrão = 11,3636 Valor da Corte: 76,8830

Significa que ao analisarmos as notas de um aluno de Engenharia Mecânica e multiplicarmos pelos coeficientes das variáveis e somarmos, e se nesse resultado o valor for maior ou igual que 76,8830 – classificar no Grupo 1 e se o valor for menor classificar no grupo 0.

2. Modelo Logístico Ajustado

TABELA 4.3: Coeficientes do modelo logístico ajustado

Variável	Coeficiente	Variável	Coeficiente
V1	0,8429	V11	0,8291
V2	1,3781	V12	1,2119
V3	0,4817	V13	0,123
V4	0,0397	V14	1,5537
V5	0,3957	V15	0,179
V6	0,3205	V16	0,8397
V7	-0,5494	V17	-0,0973
V8	1,403	V18	-0,7421
V9	1,0526	V19	0,4504
V10	0,5549	V20	-0,0482

Constante = -76,2014

3. Avaliação das Regras Desenvolvidas

Ambas as regras obtidas foram avaliadas pelo *Método de Lachenbruch*. Os resultados da análise de eficiência são dados a seguir:

Resultado da análise de *Lachebruch* pela F.D.L

Acerto no grupo 0 = 148

Acertos no grupo 1 = 115

Taxas de erros = 0,1233

Resultado da análise de Lachenbruch para o Modelo de Regressão Logística

Acertos no grupo 0 = 175 Acerto no grupo 1 = 118

Taxas de erros = 0,0233

TABELA 4.4: Escores atribuídos pelo MRL

ESCORES	ACERTOS NOS GRUPOS (0 e 1)
0,0_____0,2	163
0,2_____0,4	11
0,4_____0,6	9
0,8_____1,0	105

Para MRL
Escore < 0,5 = grupo 0
Escore ≥ 0,5 = grupo 1

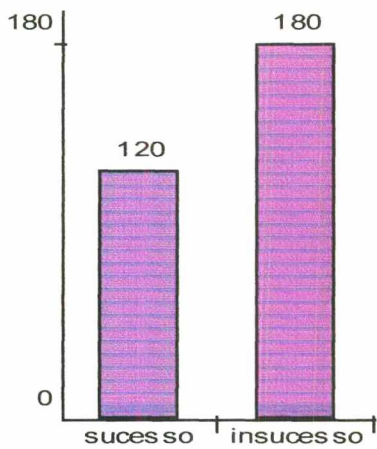
TABELA 4.5: Características de idade e procedência

Classificação	Idade	Procedência
Sucesso (120)	Média 18,73	Escola Particular (64)
		CEFET (38)
		Escola pública (18)
Insucesso (180)	Média 18,16	Escola Particular (72)
		CEFET (58)
		Escola pública (50)
Conjunto (300)	Média 18,39	Escola Particular (141)
		CEFET (96)
		Escola pública (63)

4.5 Conclusão da Análise dos Dados

1.Classificação:

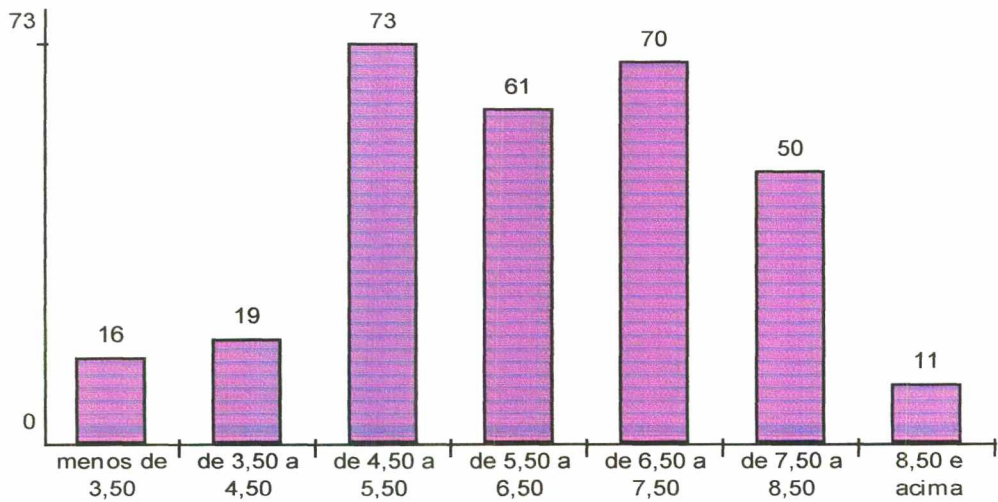
GRÁFICO 4.1: Alunos que obtiveram sucesso ou insucesso no curso



De acordo com o gráfico acima apresentado, podemos observar que dos 300 alunos pesquisados 120 ou 40% obtiveram sucesso e ainda 180 ou 60% não obtiveram sucesso.

2.Notas de Calculo I durante o curso:

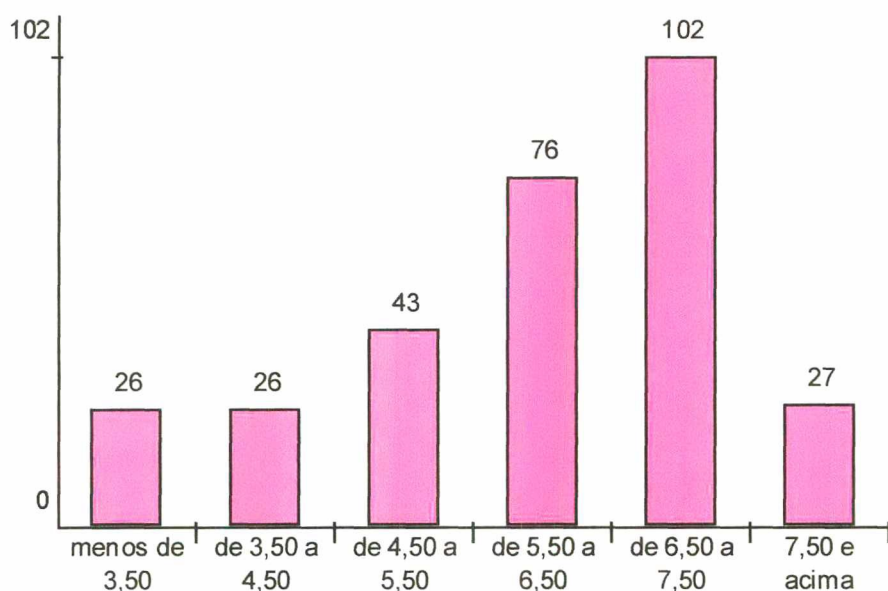
GRÁFICO 4.2: Notas obtidas pelos alunos na matéria de cálculo I, durante o curso



É possível verificar através do gráfico anterior, que 11 alunos ou 3,67% dos alunos alcançam notas entre 8,50 a 10,0 na disciplina Cálculo I, 70 alunos ou 23,33% de 6,50 a 7,50 e 73 alunos ou 24,3% de 4,50 a 5,50.

3. Notas de Alg.linear & geometria durante o curso:

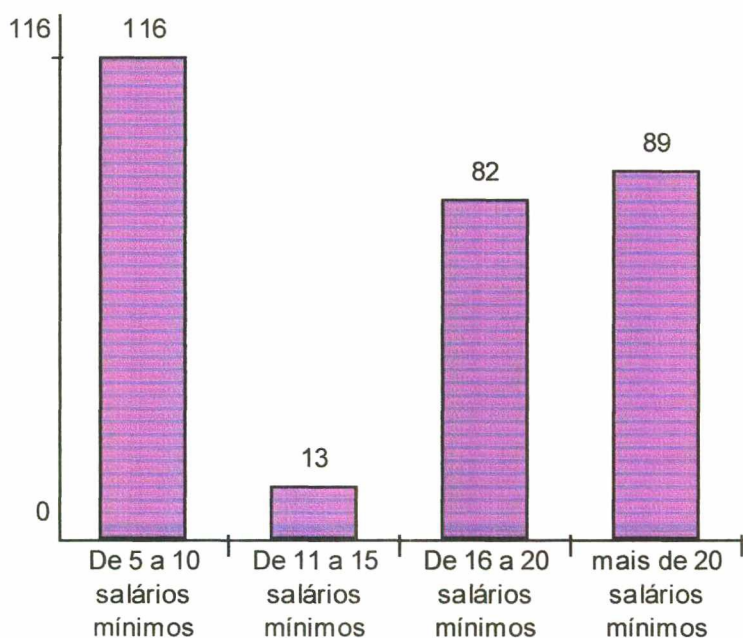
GRÁFICO 4.3: Notas obtidas pelos alunos na matéria de álgebra linear e geometria analítica, durante o curso.



É possível verificar através do gráfico anterior, que 102 alunos ou 34% dos alunos alcançam notas entre 6,50 a 7,0 nas disciplinas Álgebra Linear e Geometria Analítica, apenas 27 alunos ou 9,00% obtiveram notas acima de 7,50 e ainda 26 alunos ou 8,67% menos de 3,50.

4. Renda Mensal Familiar:

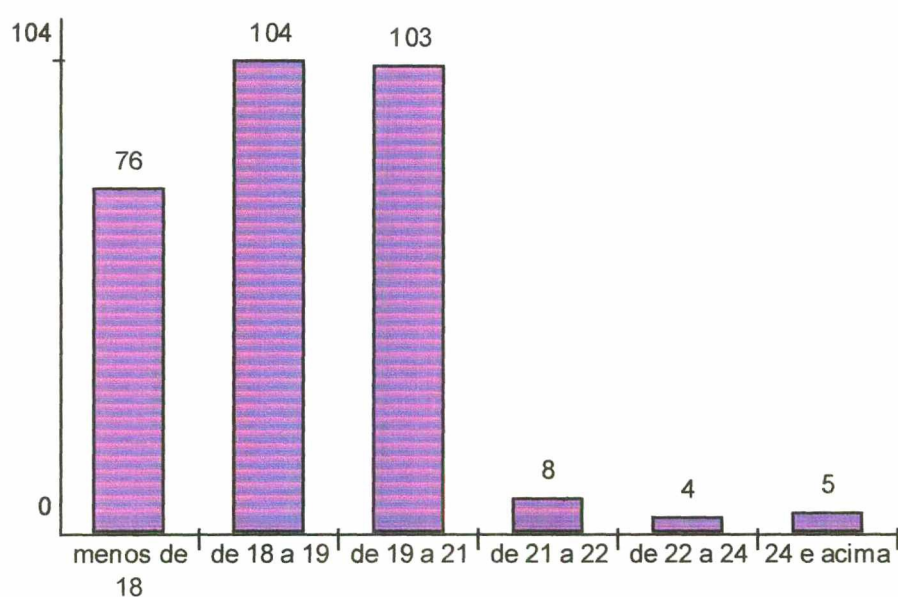
GRÁFICO 4.4: Renda média mensal da família do estudante (valores em salários mínimos).



Podemos verificar através do presente gráfico, que 116 famílias ou 38,67% recebem entre 5 a 10 salários mínimos, 13 ou 4,33% recebem de 11 a 15 salários mínimos, 82 ou 27,33% de 16 a 20 salários mínimos e ainda 89 famílias ou 29,67% recebem mais de 20 salários mínimos.

5. Idade do aluno:

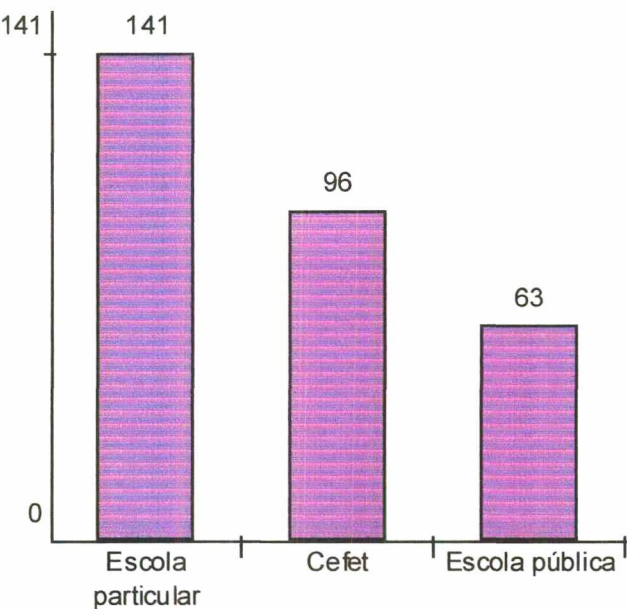
GRÁFICO 4.5: Qual é a idade do estudante, durante o período em que ingressou no curso de Mecânica no CEFET.



De acordo com o gráfico acima, verifica-se que dos 300 alunos da amostra, 104 entre 18 a 19 anos de idade, 103 de 19 a 21 anos, 76 tem menos de 18 anos, 8 de 21 a 22 anos, 4 de 22 a 24 anos e 5 alunos tem mais de 24 anos.

6. Procedência do aluno:

GRÁFICO 4.6: O estudante estudou em que tipo de escola



Quanto a escola frequentada pelos alunos, verifica-se que 141 ou 47% frequentaram escola particular, 96 ou 32% estudaram no CEFET e 63 ou 21% vieram de escola pública.

TABELA 4.6: Notas obtidas nas matérias Matemática 2ºgrau x Física do 2º grau:

- Notas obtidas pelos alunos na matéria de matemática, durante o 2º grau.
- Notas obtidas pelos alunos na matéria de física, durante o 2º grau.

fisica_2grau	val = 5	val = 6	val = 7	val = 8	val = 9	val = 10	TOTAL
matematica_2grau							
val = 5	9	6	6	14	4	1	40
val = 6	22	22	13	8	6	0	71
val = 7	12	11	14	15	6	0	58
val = 8	9	10	27	24	11	2	83
val = 9	5	0	11	19	12	0	47
val = 10	0	0	0	0	1	0	1
TOTAL	57	49	71	80	40	3	300

TABELA 4.7: Cruzamento de todas as variáveis

	Valor mínimo	Valor máximo	Valor médio	Desvio-padrão	Soma
2.matematica_2grau	5,00	10,00	7,10	1,30	2129,00
3.fisica_2grau	5,00	10,00	7,02	1,35	2106,00
4.quimica_2grau	5,00	9,00	7,25	1,36	2174,00
5.estudos_sociais_2gra	5,00	10,00	7,42	1,19	2225,00
6.comunic&expres_2grau	5,00	9,00	7,23	1,01	2169,00
7.Fisica_I_curso	3,00	9,00	6,64	1,27	1992,00
8.Calculo_I_curso	2,00	9,00	6,14	1,51	1841,00
9.alg_linear&geo_curso	2,00	9,00	5,93	1,45	1779,00
10.Quimica_I_curso	2,00	10,00	6,72	1,64	2017,00
11.Process_dados_curso	3,00	10,00	6,51	1,55	1953,00
12.tecnica_mec_cur	3,00	9,00	6,60	1,27	1980,00
13.DTD_curso	5,00	9,00	6,52	1,26	1957,00
14.matematica_vestiba	5,00	9,00	6,27	1,16	1880,00
15.fisica_vestiba	4,00	9,00	6,38	1,22	1913,00
16.quimica_vestiba	0,00	2,00	1,54	0,57	461,00
17.estudos_socias_vesti	4,00	9,00	6,74	1,05	2021,00
18.com&exp_vestiba	3,00	9,00	6,46	1,27	1939,00
20.idade	16,00	25,00	18,39	1,35	5516,00

De acordo com a análise dos dados, foram obtidas as seguintes conclusões:

↳ Dos 300 alunos observados para a pesquisa:

120 obtiveram sucesso acadêmico, que correspondem a 40%.

Não obtiveram sucesso acadêmico 60%.

↳ 36% reprovam em cálculo.

↳ 32% reprovam em álgebra

↳ a idade mínima da entrada no curso foi de 16 anos e a máxima 25 anos.

↳ a procedência do colégio dos alunos:

Escola Particular 47%

CEFET 32%

Escola Pública 21%

Baseado nestes dados, conclui-se que os alunos tem grande dificuldades na aprendizagem da matemática. E que o Ensino da Matemática, tem sido internamente questionado nos últimos anos (ver, p. ex; Bertoni, 1994; Rabelo et al., 1994; D'Ambrósio, 1994)

4.6 Proposta Acadêmica para os Alunos de Engenharia Mecânica do CEFET-PR

A seguir, baseados nos itens abaixo:

- a) no estudo das fontes bibliográficas onde foram abordados:
 - o papel do professor do futuro;
 - a importância da motivação na avaliação de desempenho;
 - conceitos sobre avaliação de desempenho;
 - o que avaliar e por que avaliar;
 - benefícios da avaliação, técnicas, métodos e tendências da avaliação de desempenho.
- b) no levantamento da história da Avaliação de Desempenho existente no CEFET-PR;
- c) no estudo que as Comissões designadas pela Direção Geral vêm desenvolvendo;
- d) na pesquisa em outras empresas, instituições de ensino e consultores especializados no assunto.

Apresenta-se uma proposta para avaliar o desempenho acadêmico dos alunos de Engenharia Mecânica.

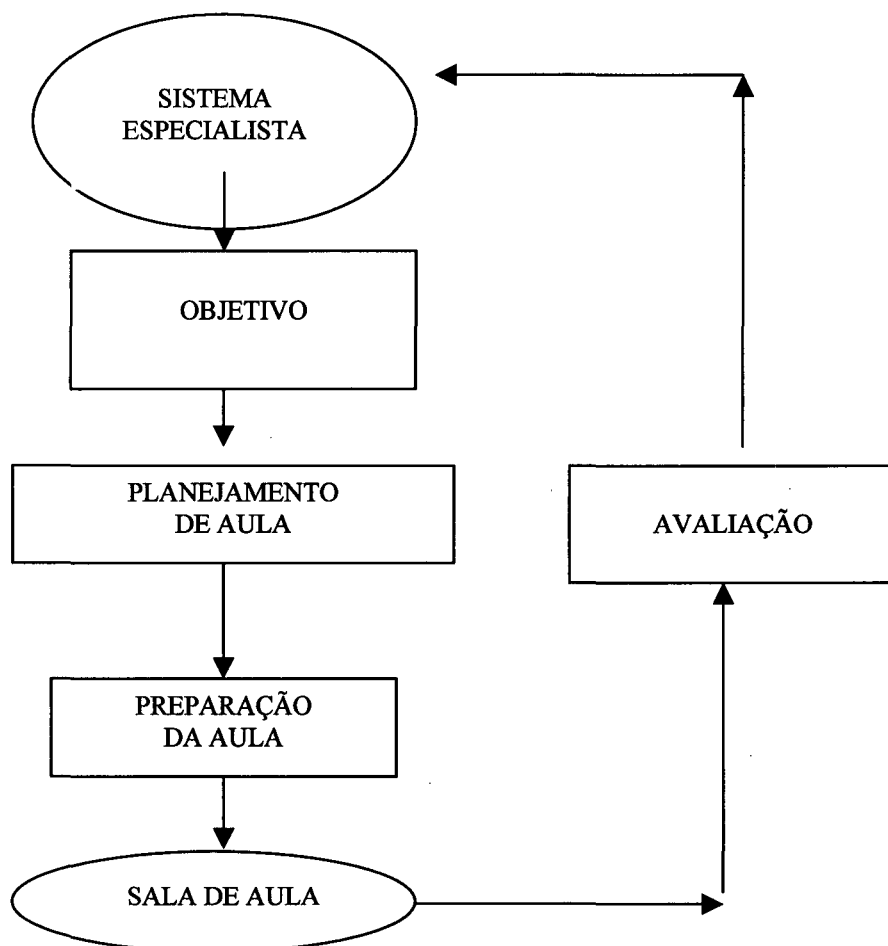
A metodologia aqui proposta fundamenta-se nas experiências do GEIAAN, (Grupo de Estudos de Inteligência Aplicada à Matemática Departamento de Matemática-UFSC), no desenvolvimento de Sistemas Especialistas Educacionais e nas reflexões e experiências realizadas no dia a dia em sala de aula.

As áreas que mais têm se destacado dentro do contexto da Inteligência Artificial envolvem, sem dúvida, os dispositivos de Reconhecimento de

Padrões, tanto em versões analíticas quanto em processos funcionais, e os chamados Sistemas Especialistas, que nada mais são do que softwares especiais, que empregam dados específicos e, através de procedimentos de inferência, propõem soluções para problemas que requerem conhecimento especializado ou informações qualificadas.

Na figura 4.2, pretende-se demonstrar uma proposta assegurando uma "boa" utilização de um SE (Sistema Especialista) em sala de aula. O termo "boa" usado no sentido de "objetivos atingidos". Isto evidentemente promoverá a validação do uso do Sistema Especialista educacional como um recurso didático.

FIGURA 4.2: Etapas Metodológicas



Fonte: FLEMING (1996, p.45)

Considera-se inicialmente que a decisão do professor já foi tomada - vai usar os recursos de um sistema especialista na sua aula. É importante que esta decisão tenha sido tomada diante de algumas reflexões. Essas reflexões devem propiciar a convicção que os SEs são recursos adequados. A etapa seguinte é a definição dos objetivos que devem ser alcançados ao término da aula. O professor pode usar a aula para: - Introduzir um determinado conteúdo; - revisar um conteúdo; - fixar um conteúdo e - motivar a introdução de um novo conteúdo. Evidentemente esses objetivos não são conflitantes, portanto, o professor pode estipular mais de um objetivo, por exemplo, motivar e introduzir um novo conteúdo.

Após a definição dos objetivos, o professor deve planejar a sua aula. Uma boa técnica é questionar-se:

- Os alunos vão usar lápis e papel em paralelo?
- É necessário uma preparação anterior?
- Como será a participação do professor durante a aula?
- Os alunos já tem os pré-requisitos relativos ao conteúdo? ao uso do computador? ao uso do software?
- Como vão ser identificados os erros dos alunos? Estas e outras questões ao serem respondidas norteiam o planejamento da aula.

Ao preparar a aula o professor deve lembrar de todos os detalhes:

- A sala ambiente (laboratório) deve ser adequada ao número de alunos.
- O software usado deve estar instalado e em perfeitas condições de uso.
- O material de apoio (roteiros ou seqüência de propostas, listas de exercícios, etc.) necessários no decorrer da aula devem ser preparados.

Com a aula preparada o professor passa a etapa seguinte que é a efetivação da aula. No decorrer da aula o professor deve observar rigorosamente detalhes que serão usados na etapa de avaliação. No decorrer da aula surgem os indicadores de sucesso ou não da atividade. Na etapa de avaliação o professor lista - os indicadores de sucesso (exemplo,

participação dos alunos) e - os problemas (exemplo, computadores com defeito). Finalmente deve responder a pergunta:

Os objetivos foram atingidos?

Se a resposta é positiva significa que a escolha didática (aula usando sistema especialista) foi uma boa escolha. Se a resposta é negativa, o professor deve refletir para encontrar as causas do insucesso. As vezes, problemas decorrentes de mau funcionamento dos equipamentos podem levar ao insucesso da atividade. Ao desenvolver esta etapa, avaliação, o professor está aperfeiçoando futuras aulas idênticas a esta.

A metodologia proposta produz um ciclo de atividades que devem ser desenvolvidas pelo professor. Essas atividades propiciam um apoio pedagógico fundamental para o ensino e aprendizagem dos alunos.

O grupo GEIAAM - Grupo de Estudos de Inteligência Artificial Aplicada à Matemática estruturou dois sistemas especialistas voltados para o Ensino de Cálculo: Encadin/Funções 1.0 (Flemming, D. M. e Paladini, C. R. L.) e Encadin/Séries 1.0 (Gonçalves, M. B. e Pereira M. G.) (ver Gonçalves e Pereira, 95 e Paladini et al., 95). À seguir, algumas características bem como experiências de utilização destes sistemas.

Sobre o Encadin/Funções 1.0:

Este sistema tem como objetivo revisar características das funções elementares tais como: domínio, imagem, gráfico, crescimento e decrescimento, paridade, raízes, etc.. Todos esses conceitos devem ser assimilados pelo estudante ao entrar num curso de engenharia, formando um alicerce para o aprendizado dos novos conceitos que são introduzidos nas disciplinas de Cálculo (p. ex., diferenciabilidade, integração, etc.). O sistema trabalha com exemplos específicos de funções polinomiais até grau três, funções trigonométricas, logarítmica e exponencial, que são fornecidos pelo estudante. Através de uma interface coloquial, colorida e criativa, o

sistema interage com o aluno, revisando os diversos conceitos envolvidos no exemplo escolhido. Em algumas situações o estudante é incentivado a buscar a resposta trabalhando em ambiente lápis/papel e após pode confirmá-la com o auxílio do sistema.

Exemplos:

De acordo com I. Levine, Diane E. Drang, Barry Edelson, precisamos de regras para aplicar os fatos que conhecemos das situações que aparecem. As regras em IA (Inteligência Artificial) devem ser planejadas para nos ajudar a avaliar os dados de forma que possamos alcançar o objetivo de descobrir se o aluno tem problema de aprendizado na derivada. Foi selecionado como exemplo derivada 2.^a da função.

Selecionamos os extremantes de uma função (máximo e mínimo).

A seguir temos exemplos dessas regras:

O sistema pergunta ao aluno o assunto que necessita recuperar e mostra uma listagem com os assuntos disponíveis.

O aluno escolhe por exemplo extremantes de uma função.

Regra 1: se o aluno escolheu extremante de uma função, então calcule a derivada 1.^a da função.

Obs: o aluno resolve esta derivada e preenche o resultado no sistema.

Regra 2: se o aluno acertou, então calcula as raízes da função derivada.

Regra 3: se acertou as raízes da função derivada, então calcula-se a derivada 2.^a da função.

Regra 4: se calculou a derivada, 2.^a da função e acertou então, substitui as raízes da 1.^a derivada na função da 2.^a derivada.

Regra 5: Se ao substituí as raízes da 1.^a derivada na 2.^a derivada e o resultado for menor que zero ENTÃO um ponto de máximo.

Senão, se a 2.^a derivada for maior que zero ENTÃO temos um ponto de mínimo.

Senão, se a 2.^a derivada for igual a zero. ENTÃO, temos ponto de inflexão.

Sobre o Encadin/Séries 1.0:

Este sistema tem por objetivo fixar os teoremas e procedimentos usados para analisar a convergência de séries numéricas. Constitui uma orientação que ajuda o aluno a utilizar mais eficazmente os testes de convergência. Pode-se dizer que o sistema apresenta algumas características inspiradas no comportamento de um professor, ao orientar um estudante. Interativamente o sistema apresenta ao estudante os diversos testes de convergência, fornecendo "dicas" sobre o teste mais adequado para a situação em análise. Em paralelo, o estudante precisa trabalhar no ambiente lápis/papel, calculando limites e fornece ao sistema os resultados. A interface é muito amigável, sendo que os diálogos são apresentados em linguagem coloquial, próxima da utilizada pelo professor em sala de aula.

No decorrer de 1995 um ramo do sistema, referente às séries de termos positivos, foi testado com diversos alunos de Iniciação Científica da UFSC. No primeiro semestre de 1996 foi desenvolvida uma experiência de utilização do sistema com uma turma pequena, de nove alunos, do curso de Licenciatura em Matemática da mesma universidade. A aula em laboratório computacional foi inserida no curso, após os conteúdos sobre séries numéricas terem sido ministrados através de aulas expositivas-dialogadas. Seu objetivo foi fixar o conteúdo relativo aos testes de convergência de séries numéricas analisando exemplos particulares.

Uma constatação interessante foi que na avaliação feita posteriormente com a turma, 100% dos alunos escolheram com facilidade o teste mais adequado para cada situação. Além disso, um erro que freqüentemente

aparece nas provas envolvendo este conteúdo, qual seja: "Se o limite do termo geral da série é zero então a série converge." não apareceu em nenhuma das avaliações.

É interessante observar, além disso, que através de um questionário de satisfação preenchido pelos alunos, pode-se constatar que:

- (a) 100% dos alunos não tiveram qualquer dificuldade na utilização do sistema (observe-se, aqui, que todos eram alfabetizados em informática);
- (b) 100% dos alunos acharam que o sistema Encadin/Séries 1.0 os ajudou na aprendizagem de séries numéricas;
- (c) 100% dos alunos responderam que o sistema lhes ajudou a utilizar mais eficazmente os diversos testes de convergência;
- (d) 100% dos alunos respondeu que recomendaria a utilização do sistema para algum colega que estivesse estudando séries numéricas.

Este trabalho apresenta uma proposta metodológica para utilização de Sistemas Especialistas como apoio pedagógico no Ensino de Cálculo. São levantados pontos fundamentais para o uso desta ferramenta de maneira eficiente em aulas ministradas em laboratório computacional. Apresentam-se, também, características e experiências de utilização de dois sistemas especialistas voltados para o Ensino de Cálculo, desenvolvidos pelo grupo GEIAAM/MTM/UFSC.

Os resultados obtidos fornecem indicadores da validade da utilização dessa ferramenta no Ensino de Matemática, bem como mostram a necessidade de desenvolver metodologias para uma exploração eficaz. As etapas metodológicas apresentadas provocam a produção de questões, que devem ser respondidas pelo professor. Isto evidentemente produzirá reflexões, as quais vão propiciar ao professor efetivar uma aula utilizando recursos tecnológicos atuais.

4.7 Síntese do capítulo

A utilização das técnicas multivariadas abordadas neste capítulo permitiu uma avaliação de desempenho, cujo valor de corte foi de 76,8830, baseado nesta técnica propomos uma orientação acadêmica para o ensino de cálculo, que levam os alunos a desistirem no primeiro período do curso.

Acredita-se que se a Instituição analisar, discutir e adotar as sugestões apresentadas, as quais, foram baseadas nos levantamentos de dados e no referencial teórico, a implementação de um processo de avaliação de desempenho acadêmico trará benefícios e melhorias para o Curso de Engenharia, para os alunos e professores, alcançando assim os resultados esperados ao qual esta dissertação e se propôs.

5 CONCLUSÕES E SUGESTÕES

5.1 Conclusões

A utilização das técnicas multivariadas abordadas neste trabalho, possui a avaliação do desempenho utilizado pela Instituição de Ensino a vantagem de tornar possível a avaliação da eficiência das regras de reconhecimento e classificação obtidas.

Estas técnicas, aliadas à informática acabam por se constituir em uma ferramenta de confiabilidade quanto aos resultados apresentados. Não se deve esquecer, contudo, que resultados confiáveis necessitam de informações igualmente confiáveis, o que traz à tona a necessidade de elaborar questionários que possibilitem o levantamento destas informações.

O programa desenvolvido fornece regras de reconhecimentos de padrão por duas técnicas multivariadas, as quais podem ter os seus desempenhos avaliados pela abordagem de *Lachenbruch*. Estas características permitem que o mesmo contribua para facilitar a tomada de decisão no sucesso acadêmico de um aluno. Aliado a uma base de dados confiável, o processo descrito neste trabalho pode conduzir a uma sensível redução da evasão escolar, permitindo uma orientação acadêmica para o sucesso dos alunos.

Considerando-se a revisão bibliográfica da avaliação de desempenho da análise multivariada, sistemas especialistas, pode-se concluir que:

- a) A amostra de dados brutos, obtida a partir do histórico escolar, foi suficiente para se efetuar a classificação dos alunos, considerando a precisão da estimativa;
- b) Os resultados dos escores finais obtidos com o programa computacional, retratam o valor de corte de 76,8830. Significa que ao analisarmos as notas de um novo aluno e o valor de corte for maior

- ou igual a 76,8830 classificar como sucesso acadêmico, caso contrário classificar em insucesso acadêmico;
- c) A análise multivariada utilizada na classificação cumpriu com os objetivos propostos;
 - d) Mostrou na análise de dados que dos 300 alunos analisados 40% apresentaram sucesso e 60% não apresentaram sucesso;
 - e) Notas de cálculo aproximadamente 36% dos alunos reprovam na matéria;
 - f) Álgebra-linear aproximadamente 32%;
 - g) Baseado nesta análise das notas de cálculo e álgebra linear, sugere-se a implementação de um programa educacional de sistemas especialistas usados na matemática das engenharias.

5.2 Sugestões

Deve-se propor cursos de sistema inteligentes. Para o ensino de cálculo (no Departamento de Matemática) para motivar a hipótese de que o desenvolvimento e utilização de sistemas especialistas direcionados para a resolução de problemas, podem ser empregados como mecanismos de apoio para a aprendizagem de disciplinas com características objetivas, caso onde se inclui o cálculo. Esta hipótese, baseada na experiência prática desta disciplina refere-se à falta de raciocínio lógico-dedutivo que lhes permita analisar uma situação matemática e identificar o que é necessário para propor uma solução adequada à sua estrutura.

Todos os obstáculos devem ser trabalhados, visando uma melhor adaptação ao novo ambiente e também as novas propostas metodológicos para o ensino da Matemática.

Os sistemas especialistas apresentados estão em fase de experimentação e aperfeiçoamento. Estão sendo aplicados a grupos específicos de alunos, para análise de sua adequação aos objetivos propostos e consequente validação.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

1. AFONSO, C; FURTADO, M.E.; COSTA, M.B.F. **Aplicações de análise multivariada**. Curitiba: UFPR, 1999, 83p.
2. ANDERSON, T.W. **An introduction to mutivariate statistical analysis**. New York: Jhon Wiley & Sons, INC, 1958, 374p.
3. ATKINSON, Cyril P. **Programação e métodos computacionais**. Rio de Janeiro: LTC, 1977, 665p.
4. BARTLETT, M.S. **A note on multiplying factors for various chi squared aproximatos**. Journal of the Royal Statistical society (B), 16, 1954, 296-298p.
5. BATEMAN, Thomas S.; SNELL, Scott A. **Administração: construindo vantagem competitiva**. São Paulo: Atlas, 1998.
6. BERGAMINI, Cecília W. **Avaliação do desempenho humano na empresa**. São Paulo: Atlas, 1998.
7. CARVALHO, Heitor Garcia de. **Conceitos básicos de avaliação**. Belo horizonte: Fundação João Pinheiro, 1996.
8. CHAVES NETO. **Análise multivariada à pesquisa**. Curitiba: UFPR, 1998, 74p.
9. CHIAVENATO, Idalberto. **Administração de recursos humanos**. São Paulo: Nobel, 2000.
10. CONNELLAN, Thomas K. **Fator Humano e Desempenho Empresarial**. São Paulo: Harper & Row do Brasil, 1995.
11. CORADI, Carlos Daniel. **O comportamento humano em administração de empresas**. São Paulo, Pioneira, 1995.
12. DAFT, Richard L. **Administração**. Rio de Janeiro: LTC, 1999.
13. DRYDEN, Gordon; VOS, Jeannette. **Revolucionando o aprendizado**. São Paulo: Makron Books, 1996.
14. DRUCKER, P. **O fator humano e desempenho**. São Paulo: Pioneira, 1991.

15. FLEMING, D.M. **Matemática nas engenharias: uma metodologia de ensino utilizando sistemas especialistas.** Florianópolis-SC, 1996.
16. FURTADO, Emerson Marcos. **Automação do ranqueamento qualitativo de áreas especialmente protegidas do Estado do Paraná, através da análise fatorial.** Dissertação de mestrado. Curitiba-PR, 1999.
17. GUIMARÃES, Inácio Andruski. **Construção e avaliação de uma regra de reconhecimento e classificação de clientes de uma instituição financeira com base na análise multivariada.** Dissertação Curso de Pós-Graduação em Métodos Numéricos em Engenharia. Curitiba: UFPR, 2000.
18. JOHNSON, R.A. & WICHERN, D.W. **Applied multivariate statistical analysis.** 4.ed. New Jersey: Prentice Hall, Englewood cliffs, 1998, 816p.
19. LACHENBRUCH, P.A. **Discriminant analysis.** Hafner Press, 1975.
20. LAUDON, Kenneth C.; LAUDON, Jane Price. **Sistemas de informação.** 4.ed. Rio de Janeiro: LTC, 2000.
21. LUCENA, Maria Diva da Salete. **Planejamento de Recursos Humanos.** São Paulo: Atlas, São Paulo, 1995.
22. PISSAIA, Lucélia Maria. **Proposta de revisão e implementação da avaliação de desempenho de professores do CEFET-PR – Unidade Curitiba:** Dissertação: Pós-Graduação em Engenharia da Produção. UFSC-SC, Florianópolis, 2001.
23. PRESS, S. James. **Applied multivariate analysis.** Chicago: Holt, Rinehart and Winston, INC, 1971, 520p.
24. _____. **Multivariate statistical inference and applications.** New York: Wiley InterScience, 1998, 557p.
25. ROBBINS, Stephen Paul. **Administração: mudanças e perspectivas.** Saraiva, 2000.
26. STONER, James A F. & FREEMAN, R. Edward. **Administração.** 5.^a ed. Prentice: Hall do Brasil Ltda, 1985.
27. ULRICH, Dave. **Os Campeões de Recursos Humanos. Inovando para obter os melhores resultados.** São Paulo: Futura, 1998.

ANEXO

ANEXO 1 – FUNÇÃO DISCRIMINANTE LINEAR DE FISHER

Na verdade a justificativa é simples:

- Uma combinação linear simplifica os cálculos; e
- A maximização do coeficiente em questão fornece a maior distância entre os grupos.

Sejam

$$\underline{\mu}_1 = E(\underline{X} | \Pi_1) = \text{Valor esperado de uma observação multivariada de } \Pi_1 \quad (1.11)$$

$$\underline{\mu}_2 = E(\underline{X} | \Pi_2) = \text{Valor esperado de uma observação multivariada de } \Pi_2 \quad (1.12)$$

$$\Sigma = E(\underline{X} - \underline{\mu}_i)(\underline{X} - \underline{\mu}_i)' = \text{Matriz de covariância, que se supõe igual para } \Pi_1 \text{ e } \Pi_2 \quad (1.13)$$

e, também, a combinação linear

$$Y = \underline{c}'_{1 \times p} \underline{X}_{p \times 1}.$$

Substituindo (2.36) em (2.33) e (2.34) tem-se que

$$\mu_{1y} = E(Y | \Pi_1) = E(\underline{c}' \underline{X} | \Pi_1) = \underline{c}' E(\underline{X} | \Pi_1) = \underline{c}' \underline{\mu}_1$$

$$\mu_{2y} = E(Y | \Pi_2) = E(\underline{c}' \underline{X} | \Pi_2) = \underline{c}' E(\underline{X} | \Pi_2) = \underline{c}' \underline{\mu}_2$$

Além disso:

$$V(Y) = \sigma^2 = V(\underline{c}' \underline{X}) = \underline{c}' V(\underline{X}) \underline{c} = \underline{c}' \Sigma \underline{c}$$

que, conforme comentário anterior, é a mesma para ambas as populações.

Para PRESS (1998), a melhor combinação linear é obtida da razão entre o quadrado da distância entre as médias e a variância de Y . Desta forma,

$$\frac{(\mu_{1y} - \mu_{2y})^2}{\sigma_y^2} = \frac{(\underline{c}'\underline{\mu}_1 - \underline{c}'\underline{\mu}_2)^2}{\underline{c}'\Sigma\underline{c}} = \frac{\underline{c}'(\underline{\mu}_1 - \underline{\mu}_2)(\underline{\mu}_1 - \underline{\mu}_2)'\underline{c}}{\underline{c}'\Sigma\underline{c}} = \frac{(\underline{c}'\underline{\delta})^2}{\underline{c}'\Sigma\underline{c}}$$

onde $\underline{\delta} = \underline{\mu}_1 - \underline{\mu}_2$.

A razão (2.40) é maximizada por

$$\underline{c} = k\Sigma^{-1}\underline{\delta}, \quad \forall k \neq 0$$

Fazendo $k = 1$, e substituindo em (1.19), tem-se que

$$\underline{c} = \Sigma^{-1}(\underline{\mu}_1 - \underline{\mu}_2)$$

Então

$$Y = (\underline{\mu}_1 - \underline{\mu}_2)'\Sigma^{-1}\underline{X}$$

A expressão (1.21) é conhecida, de acordo com JOHNSON & WICHERN (1998), como **Função Discriminante Linear de Fisher**.

Sejam, agora, o ponto médio m das médias das duas populações univariadas, obtidas a partir da transformação das populações multivariadas Π_1 e Π_2 , e uma observação \underline{X}_0 , onde

$$m = \frac{1}{2}(\mu_{1y} + \mu_{2y}).$$

Substituindo-se (2.37) e (2.38) em (2.44), obtém-se

$$m = \frac{1}{2}(\underline{c}'_1\underline{\mu}_1 + \underline{c}'_2\underline{\mu}_2)$$

Então:

$$m = \frac{1}{2} [(\underline{\mu}_1 - \underline{\mu}_2)' \Sigma^{-1} \underline{\mu}_1 + (\underline{\mu}_1 - \underline{\mu}_2)' \Sigma^{-1} \underline{\mu}_2]$$

$$m = \frac{1}{2} [(\underline{\mu}_1 - \underline{\mu}_2)' \Sigma^{-1} (\underline{\mu}_1 + \underline{\mu}_2)]$$

Também:

$$E(y_0 | \Pi_1) - m \geq 0$$

$$E(y_0 | \Pi_2) - m < 0$$

Desta forma, se $\underline{X}_0 \in \Pi_1$, é de se esperar que y_0 seja maior que, ou igual a, m . De modo análogo, se $\underline{X}_0 \in \Pi_2$, o valor esperado para y_0 é menor que o ponto médio. Com isso, pode-se expressar a regra de classificação como:

- Alocar \underline{X}_0 em Π_1 se $y_0 - m \geq 0$.
- Alocar \underline{X}_0 em Π_2 se $y_0 - m < 0$.

Na realidade, os parâmetros $\underline{\mu}_1, \underline{\mu}_2$ e Σ não são conhecidos. Então trabalha-se com os seus estimadores.

Sejam n_1 observações da variável aleatória multivariada \underline{X} , de dimensão p , que formam a matriz de dados X_1 , de ordem $n_1 \times p$, amostra da população Π_1 .

$$X_1 = \begin{bmatrix} X_{11} & X_{12} & \dots & X_{1p} \\ X_{21} & X_{22} & \dots & X_{2p} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ X_{n_1 1} & X_{n_1 2} & \dots & X_{n_1 p} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \underline{X}'_{11} \\ \underline{X}'_{21} \\ \dots \\ \underline{X}'_{n_1 1} \end{bmatrix}$$

e n_2 observações da variável aleatória multivariada \underline{X} , de dimensão p , que formam a matriz de dados X_2 , de ordem $n_2 \times p$, amostra da população Π_2 .

$$X_2 = \begin{bmatrix} X_{11} & X_{12} & \dots & X_{1p} \\ X_{21} & X_{22} & \dots & X_{2p} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ X_{n_2 1} & X_{n_2 2} & \dots & X_{n_2 p} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \underline{X}'_{12} \\ \underline{X}'_{22} \\ \dots \\ \underline{X}'_{n_2 2} \end{bmatrix}$$

Os estimadores dos parâmetros são:

$$\bar{\underline{X}}_1 = \frac{1}{n_1} \sum_{i=1}^{n_1} \underline{X}_{i1}$$

$$\bar{\underline{X}}_2 = \frac{1}{n_2} \sum_{i=1}^{n_2} \underline{X}_{i2}$$

$$S_1 = \frac{1}{n_1 - 1} \sum_{i=1}^{n_1} (\underline{X}_{i1} - \bar{\underline{X}}_1)(\underline{X}_{i1} - \bar{\underline{X}}_1)'$$

$$S_2 = \frac{1}{n_2 - 1} \sum_{i=1}^{n_2} (\underline{X}_{i2} - \bar{\underline{X}}_2)(\underline{X}_{i2} - \bar{\underline{X}}_2)'$$

Conforme BARTLETT (1954), considera-se a matriz de covariância como sendo a mesma para ambas as populações. Estima-se, então, a matriz de covariância comum, por:

$$S_p = \frac{1}{n_1 + n_2 - 2} [(n_1 - 1)S_1 + (n_2 - 1)S_2]$$

que, pode-se demonstrar, é um estimador não tendencioso do parâmetro Σ .

Com base no exposto, a **Função Discriminante Linear Amostral de Fisher**, pode ser apresentada como

$$y = (\bar{\underline{X}}_1 - \bar{\underline{X}}_2)' S_p^{-1} \underline{X} \quad .$$

A estimativa do ponto médio entre as médias amostrais univariadas, $\bar{y}_1 = \underline{c}' \bar{\underline{X}}_1$ e $\bar{y}_2 = \underline{c}' \bar{\underline{X}}_2$, é dada por

$$m = \frac{1}{2}(\bar{y}_1 + \bar{y}_2)$$

ou seja,

$$m = \frac{1}{2}[(\bar{\underline{X}}_1 - \bar{\underline{X}}_2)' S_p^{-1} \bar{\underline{X}}_1 + (\bar{\underline{X}}_1 - \bar{\underline{X}}_2)' S_p^{-1} \bar{\underline{X}}_2]$$

$$m = \frac{1}{2}(\bar{\underline{X}}_1 - \bar{\underline{X}}_2)' S_p^{-1} (\bar{\underline{X}}_1 + \bar{\underline{X}}_2)$$

Desta forma, a regra de classificação é apresentada como

- Alocar \underline{X}_0 em Π_1 se $y_0 = (\bar{\underline{X}}_1 - \bar{\underline{X}}_2)' S_p^{-1} \underline{X}_0 \geq m$
- Alocar \underline{X}_0 em Π_2 se $y_0 = (\bar{\underline{X}}_1 - \bar{\underline{X}}_2)' S_p^{-1} \underline{X}_0 < m$

ANEXO 2 – REGRESSÃO LOGÍSTICA

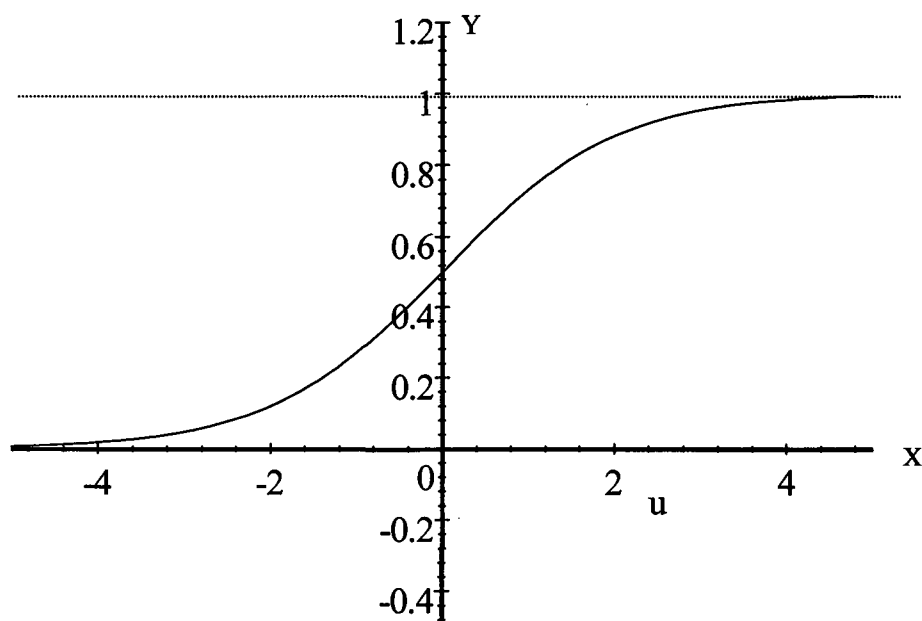
Para a variável dependente Y relacionada com uma única variável independente X , ou com variáveis X 's, a função é chamada *Sigmóide*, e o seu gráfico tem a forma da figura 3 apresentada na página seguinte:

É fácil perceber que:

$$\begin{cases} X \rightarrow -\infty \square Y \rightarrow 0 \\ X \rightarrow +\infty \square Y \rightarrow 1 \end{cases}$$

e, também, que $X = 0 \square Y = \frac{1}{2}$

Gráfico da Função Sigmóide



Em qualquer problema de regressão, a quantidade chave é o valor médio da variável dependente, dado o valor da variável independente. Tal quantidade será representada por $E(Y | X)$, que se lê “valor esperado para Y , dado o valor X ”. Na regressão linear parte-se da suposição que esta quantidade pode ser expressa por uma expressão da forma:

$$E(Y|X) = \beta_0 + \sum_{i=1}^{p-1} \beta_i X_i + \varepsilon$$

Esta relação torna admissível a possibilidade de que $E(Y|X)$ possa assumir qualquer valor para $X \in (-\infty, \infty)$.

Na regressão logística o que se tem é o $0 \leq E(Y|X) \leq 1$, o que pode ser visualizado na figura do Gráfico da Função Sigmóide. A fim de simplificar a notação, a quantidade $E(Y|X)$, quando referente ao modelo logístico, será representada por $P(X)$, não havendo, ressalte-se, nenhuma razão específica para o uso desta notação além da já mencionada. Desta forma,

$$P(X) = \frac{e^{\beta_0 + \sum_{i=1}^{p-1} \beta_i X_i}}{1 + e^{\beta_0 + \sum_{i=1}^{p-1} \beta_i X_i}}$$

Modelo Linear Geral (MLG)

Seja Y , uma variável dependente (resposta), e sejam $(p-1)$ variáveis independentes (fatores) X_1, X_2, \dots, X_{p-1} . O objetivo é a construção de um modelo que relacione a variável aleatória Y com as variáveis independentes X 's fixadas, dispondo-se para tanto de n observações, escritas na forma. (SICSÚ, 1975)

$$(Y_i, X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{i,p-1})$$

Onde $i = 1, 2, \dots, n$.

O modelo procurado pode ser escrito como

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + \cdots + \beta_{p-1} X_{p-1i} + \varepsilon_i$$

que, na notação matricial torna-se

$$\underline{Y} = X \underline{\beta} + \underline{\varepsilon}$$

onde X é a matriz de ordem $n \times p$ do modelo,

$$X = \begin{bmatrix} 1 & X_{11} & \cdots & X_{p-11} \\ 1 & X_{12} & \cdots & X_{p-12} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ 1 & X_{1n} & \cdots & X_{p-1n} \end{bmatrix}$$

$\underline{\beta}$ é o vetor dos parâmetros de dimensão p ,

$$\underline{\beta} = \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \cdots \\ \beta_{p-1} \end{bmatrix}$$

e $\underline{\varepsilon}$ é o vetor de dimensão n , dos erros aleatórios,

$$\underline{\varepsilon} = \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \cdots \\ \varepsilon_n \end{bmatrix}$$

O modelo de adotado é formado pelas partes:

- Sistemática, $X \underline{\beta}$
- Estocástica, $\underline{\varepsilon}$, onde cada componente $\varepsilon_i \sim N(0, \sigma^2)$

Para o modelo proposto deve-se:

- Calcular $\hat{\underline{\beta}}$, que é o estimador de $\underline{\beta}$;
- Aferir a qualidade do ajuste obtido, pelo Coeficiente de Determinação, R^2 ; e
- Fazer a análise dos resíduos, com a finalidade de verificar se as premissas de aplicação do modelo, tais como Gaussianidade, homogeneidade na variância dos resíduos e independência, estão satisfeitas.

Para obter o estimador de mínimos quadrados ordinários de $\underline{\beta}$ minimiza-se a soma dos quadrados dos erros, dada por

$$SQR = \sum_{i=1}^n \left(Y_i - \hat{Y}_i \right)^2$$

e que pode ser escrita na forma

$$SQR = \sum_{i=1}^n \left(Y_i - X_i \underline{\beta} \right)^2$$

ou, ainda

$$SQR = \sum_{i=1}^n \varepsilon_i^2$$

assim

$$SQR = \underline{\varepsilon}' \underline{\varepsilon}$$

$$SQR = (\underline{Y} - X \underline{\beta}) (\underline{Y} - X \underline{\beta})$$

$$SQR = (\underline{Y}' - \underline{\beta}' X') (\underline{Y} - X \underline{\beta})$$

A expressão em $SQR = (\underline{Y}' - \underline{\beta}' X') (\underline{Y} - X \underline{\beta})$ é um produto interno, ou seja, um escalar. Logo, possui as propriedades comutativa e distributiva:

$$SQR = \underline{Y}'\underline{Y} - \underline{Y}'\underline{X}\underline{\beta} - \underline{\beta}'\underline{X}'\underline{Y} + \underline{\beta}'\underline{X}'\underline{X}\underline{\beta}$$

Derivando a expressão obtida em relação a $\underline{\beta}$:

$$\frac{\partial}{\partial \underline{\beta}}(SQR) = -2[\underline{X}'\underline{Y} + \underline{X}'\underline{X}\underline{\beta}]$$

Como o objetivo é a minimização da soma, iguala-se a derivada a zero e obtém-se o sistema de equações.

$$\underline{X}'\underline{X}\underline{\beta} = \underline{X}'\underline{Y}$$

e, portanto:

$$\underline{\hat{\beta}} = (\underline{X}'\underline{X})^{-1} \underline{X}'\underline{Y}$$

que é o estimador procurado. Desta forma, o modelo ajustado é

$$\underline{\hat{Y}} = \underline{X}\underline{\hat{\beta}}$$

e o estimador do vetor de resíduos é

$$\hat{\epsilon}_i = Y_i - \hat{Y}_i$$

A variância dos resíduos, que estima a verdadeira variância dos erros, é

$$S_{\epsilon}^2 = \frac{1}{n-p} \sum_{i=1}^n \hat{\epsilon}_i^2$$

Uma suposição para inferências é a de que ϵ_i possui distribuição normal com média 0 (zero) e variância constante. Segue que a distribuição da variável dependente é dicotômica. Neste caso pode-se expressar o valor da mesma como

$$Y = P(X) + \varepsilon$$

onde ε pode assumir um de dois possíveis valores:

- Se $Y = 1$, então $\varepsilon = 1 - P(X)$, com probabilidade $P(X)$.
- Se $Y = 0$, então $\varepsilon = -P(X)$, com probabilidade $1 - P(X)$.

Contudo, ε tem uma distribuição com média 0 e com variância dada por

$$P(X)[1 - P(X)]$$

Isto dá uma distribuição de Bernoulli.

Já foi visto que

$$E(Y_j | X) = P(Y_j = 1) = \beta_0 + \sum_{i=1}^{p-1} \beta_i X_i = \theta_j$$

Também é sabido que

$$V(Y_j | X) = E(Y_j - E(Y_j))^2$$

ou, de outra forma,

$$V(Y_j) = (1 - \theta_j)P(Y_j = 1)(1 - \theta_j) + (0 - \theta_j)P(Y_j = 0)(0 - \theta_j)$$

que leva a

$$V(Y_j) = \theta_j(1 - \theta_j)$$

Desta forma, $V(Y_i)$ não é constante, o que invalida os testes de significância usuais, com o Modelo Linear Geral e resposta politômica. Uma

dificuldade adicional reside no fato de que o Modelo Linear Geral fornece para Y valores que não pertencem ao intervalo $[0, 1]$.

Matriz geral dos dados:

Alunos	v0	v1	v2	v3	v4	v5	v6	v7	v8	v9	v10	v11	v12	v13	v14	v15	v16	v17	v18	v19	v20	Média de notas
1	1	8,50	8,20	8,10	9,50	7,40	8,00	8,20	8,20	9,50	7,70	7,50	8,50	9,30	8,80	2,00	8,50	8,30	7	18	1	8,375
2	1	9,50	9,50	8,50	9,30	8,20	7,80	8,70	7,80	9,20	8,50	7,80	8,80	9,20	8,20	1,92	8,80	8,20	7	19	1	8,588
3	1	8,50	9,20	7,50	9,20	7,30	7,10	7,50	8,00	9,80	9,50	7,40	8,50	9,20	8,40	2,00	8,30	8,60	7	18	1	8,363
4	1	8,50	8,50	8,60	9,50	7,20	7,00	5,00	6,50	9,50	8,50	7,20	7,50	8,30	8,30	1,63	8,20	6,50	6	18	1	7,900
5	1	8,50	8,40	8,50	9,30	6,40	7,50	8,30	7,50	9,80	7,50	7,50	7,50	8,80	8,20	2,00	8,30	5,20	6	19	1	7,938
6	1	9,50	8,60	8,30	9,50	6,70	7,70	8,50	7,50	9,30	8,50	7,50	9,50	8,50	8,60	1,65	8,60	6,30	6	24	1	8,319
7	1	8,80	8,40	8,50	8,20	6,00	7,80	7,00	6,50	9,50	7,50	7,60	6,50	8,30	8,40	2,00	5,50	8,20	6	18	2	7,794
8	1	9,40	8,50	8,30	9,20	7,30	7,10	8,50	7,80	9,20	7,30	6,50	8,50	9,20	7,20	1,23	8,40	8,50	5	18	1	8,181
9	1	9,10	8,60	8,60	8,30	7,80	7,30	5,00	5,30	9,80	7,20	8,50	8,50	8,40	8,50	2,00	8,60	8,00	4	19	2	7,956
10	1	9,40	8,70	8,90	8,10	7,30	7,20	6,50	6,30	8,50	7,10	8,80	7,50	8,00	8,40	1,23	8,20	6,00	6	18	2	7,856
11	1	9,00	8,50	8,50	8,40	7,10	7,00	7,20	7,10	9,50	7,30	7,20	9,50	5,00	8,60	2,00	8,90	6,00	4	18	1	7,900
12	1	8,90	8,50	8,60	9,20	7,50	5,30	6,10	5,50	9,50	7,20	8,30	8,50	8,20	7,20	1,23	8,40	6,20	7	18	1	7,694
13	1	8,90	8,50	8,40	8,50	7,50	8,30	6,40	6,00	9,50	7,10	7,50	7,50	6,50	8,50	1,65	8,70	8,50	8	18	2	7,769
14	1	8,90	8,80	8,20	8,60	7,20	8,40	8,00	7,00	8,50	7,30	7,90	7,50	9,20	8,30	1,58	8,60	5,80	5	19	1	7,969
15	1	8,90	8,30	8,20	9,50	8,80	8,30	8,00	7,50	9,50	7,50	7,50	8,50	8,30	8,50	1,24	8,60	8,20	6	19	1	8,381
16	1	8,80	8,20	8,60	8,20	8,50	8,70	8,20	8,50	8,50	7,60	7,80	9,50	7,60	8,40	0,56	8,50	7,20	6	20	2	8,294
17	1	8,80	7,00	8,50	8,20	7,50	7,30	7,20	7,50	9,20	7,80	8,50	8,50	8,60	8,30	0,53	5,50	8,40	4	21	1	7,925
18	1	8,80	8,20	8,30	8,20	8,60	8,20	6,70	7,00	8,40	7,30	8,80	7,50	6,50	6,50	2,00	8,50	5,50	8	23	2	7,688
19	1	8,80	8,40	7,50	8,20	7,00	7,90	7,20	7,50	7,50	8,50	7,80	7,50	6,30	8,50	1,24	6,50	9,20	7	24	3	7,758
20	1	8,50	7,60	8,20	9,30	7,50	5,70	7,30	7,50	8,60	8,30	8,50	7,50	7,40	8,60	1,25	8,50	4,60	6	25	2	7,725
21	1	8,50	7,50	8,60	9,50	8,00	5,50	8,60	7,50	8,50	8,20	8,50	8,50	8,50	8,30	1,35	6,50	6,50	7	21	2	7,950
22	1	8,50	7,50	8,30	9,20	5,20	5,90	8,50	8,20	8,30	8,40	8,60	7,50	8,30	7,50	1,55	6,50	8,50	4	20	1	7,906
23	1	8,50	7,50	8,50	9,60	7,10	7,80	7,20	7,50	9,20	8,50	8,50	9,50	8,20	6,50	2,00	5,60	7,50	6	20	1	7,950
24	1	8,40	7,60	8,40	9,20	7,50	8,30	7,30	7,50	8,70	8,80	8,50	8,50	7,50	7,20	1,32	9,50	8,40	6	23	1	8,194
25	1	8,40	7,40	8,50	9,50	7,70	7,20	7,20	7,50	9,50	8,50	8,20	7,50	6,50	7,00	2,00	8,50	9,20	4	23	1	8,025
26	1	8,40	7,50	8,40	9,50	7,00	8,20	7,30	7,50	9,50	8,10	8,50	8,50	7,20	7,00	1,23	7,60	7,60	7	19	2	7,988
27	1	8,40	7,60	8,30	9,50	7,40	8,30	7,10	7,30	9,30	8,50	7,50	9,50	6,20	6,50	0,58	8,50	6,40	4	19	1	7,894
28	1	8,40	7,50	8,70	9,40	7,50	7,20	7,40	7,50	8,50	8,60	7,40	8,50	5,20	6,20	0,89	7,50	8,50	6	19	1	7,750
29	1	8,40	7,20	8,40	9,60	6,00	7,70	7,30	7,80	7,50	8,70	7,90	7,50	5,40	5,60	0,89	8,50	6,50	4	17	1	7,469
30	1	8,50	7,50	8,20	9,50	6,00	7,80	7,60	7,40	8,50	8,60	7,50	8,50	5,20	6,20	0,85	7,50	7,50	6	18	3	7,625
31	1	8,60	7,40	8,40	9,60	6,20	7,50	7,20	7,10	8,50	8,50	7,50	9,50	8,20	8,20	2,00	7,90	8,20	4	18	2	8,031
32	1	8,70	7,80	8,40	9,50	7,20	7,40	7,30	7,80	8,40	9,50	7,60	8,50	7,40	7,50	0,56	7,40	5,80	6	18	3	7,875
33	1	8,90	7,40	8,60	8,60	6,50	7,80	7,60	7,50	8,60	7,20	6,50	7,50	7,20	7,60	2,00	7,60	6,50	4	18	2	7,588
34	1	8,20	7,40	8,30	8,30	7,20	8,00	7,20	7,10	8,70	7,20	5,50	9,50	5,70	5,60	0,65	7,30	6,30	6	19	3	7,344
35	1	8,10	7,20	8,50	9,30	8,40	7,70	8,20	7,50	8,60	7,50	5,20	8,50	6,80	6,20	2,00	7,80	9,20	4	21	3	7,794
36	1	8,00	8,50	8,60	9,30	9,20	7,20	5,50	6,00	8,20	8,50	6,30	7,50	8,50	8,50	0,56	7,50	5,50	6	18	2	7,675
37	1	8,60	9,50	8,70	8,20	7,54	7,10	5,20	7,00	8,40	6,50	8,50	7,50	9,20	6,50	2,00	7,80	8,60	4	19	2	7,803
38	1	8,40	8,50	8,80	8,00	6,20	7,60	7,20	6,50	8,60	8,50	7,50	7,50	8,60	8,50	0,54	7,90	6,30	6	18	1	7,788
39	1	8,60	7,50	8,50	8,50	5,20	7,70	7,30	7,10	9,50	7,50	8,60	8,50	6,50	8,20	2,00	7,60	7,20	4	17	1	7,750
40	1	8,50	9,50	8,90	8,00	6,30	7,80	7,10	7,00	9,50	8,00	8,00	9,50	6,30	8,30	1,23	6,50	5,40	7	19	3	7,788
41	1	8,40	8,50	8,50	7,50	8,20	7,10	7,10	7,50	9,40	5,00	7,50	8,50	5,30	8,20	1,53	5,60	6,30	4	16	2	7,413
42	1	8,60	7,50	8,60	7,60	8,60	7,30	7,30	7,30	8,50	9,00	8,60	9,50	8,50	8,40	1,63	6,30	8,60	6	18	1	8,138
43	1	8,90	8,60	8,70	8,50	8,30	7,20	7,60	7,40	7,50	5,20	6,50	8,50	6,50	8,40	2,00	7,50	6,30	4	18	2	7,600
44	1	8,10	9,50	8,40	9,50	8,40	5,60	7,40	7,10	7,20	8,20	6,50	9,50	7,50	7,20	1,56	4,50	8,40	6	18	1	7,688
45	1	8,60	8,60	8,60	9,30	8,20	5,60	7,80	7,50	8,50	6,50	6,20	8,50	8,60	8,30	2,00	6,60	6,30	4	18	1	7,731
46	1	8,50	8,50	8,70	9,20	8,60	8,40	7,80	7,20	7,50	6,30	8,20	8,50	8,40	7,10	1,54	6,50	5,30	6	18	1	7,794
47	1	8,50	8,50	8,50	9,30	8,50	8,70	7,80	7,50	6,50	6,60	8,20	8,90	7,50	8,30	2,00	7,20	7,20	4	19	2	7,938
48	1	8,50	8,80	8,30	9,60	8,40	7,30	7,40	7,30	7,10	9,50	8,50	7,50	7,60	8,20	0,89	7,30	6,30	4	18	1	7,963
49	1	8,70	8,40	8,30	9,20	7,70	8,20	7,60	7,50	8,50	8,50	8,40	7,50	7,40	7,20	2,00	7,20	5,30	4	19	1	7,850
50	1	8,80	9,50	8,30	9,50	8,80	5,80	7,50	7,60	9,20	6,50	8,60	7,50	7,20	7,50	0,56	7,30	8,30	7	19	2	7,994
51	1	8,90	7,50	8,30	8,80	7,20	8,50	8,80	8,50	7,50	6,50	8,50	8,50	8,20	7,30	0,78	7,20	4,50	4	19	3	7,794
52	1	9,20	8,60	8,30	8,70	6,40	6,50	7,50	6,50	8,20	9,50	7,50	8,50	5,20	7,60	0,79	7,20	5,20	4	18	2	7,538
53	1	9,50	8,50	8,40	8,60	7,30	6,70	6,50	6,00	5,50	8,50	8,20	7,50	5,60	7,40	0,69	7,30	4,50	4	18	1	7,250
54	1	9,80	8,60	8,50	8,40	7,20	7,50	8,20	7,00	6,50	7,50	7,20	8,50	5,40	7,10	2,00	7,30	5,30	7	19	2	7,500
55	1	9,30	8,90	7,50	8,50	8,80	7,20	7,10	7,00	8,50	6,50	7,40	6,50	5,40	7,50	1,95	7,30	6,30	4	18	3	7,481
56	1	9,10	8,40	7,60	8,60	6,20	7,50	7,60	7,50	9,50	8,50	8,30	8,50	5,30	7,60	1,98	7,50	5,30	4	17	2	7,700
57	1	9,00	8,50	7,50	7,50	7,20	6,50	7,90	7,50	8,00	5,50	7,60	7,50	7,50	7,30	1,32	5,50	6,20	4	18	1	7,294
58	1	6,50	8,60	7,60	8,60	7,30	7,30	7,50	6,50	7,00	5,60	8,20	6,50	7,50	7,50	1,00	6,50	3,20	6	19	1	6,694
59	1	7,50	8,40	7,50	6,20	8,20	8,50	5,60	6,50	5,20	6,50	7,40	6,50	7,20	8,20	1,20	7,60	6,30	4	17	1	7,200
60	1	7,30	8,30	8,50	7,70	7,30	7,30	6,10	6,50	8,50	5,40	8,30	8,50	8,50	8,30	2,00	7,80	8,30	7	19	1	7,600
61	1	7,40	8,40	8,60	7,10	8,20	7,80	5,20	5,50	6,50	8,50	7,40	7,50	6,20	8,20	1,30	5,60	8,20	4	18	1	7,263
62	1	7,60	8,60	8,90																		

Matriz geral dos dados:

Alunos		v0	v1	v2	v3	v4	v5	v6	v7	v8	v9	v10	v11	v12	v13	v14	v15	v16	v17	v18	v19	v20	Media de notas
76	1	7,60	8,50	8,50	7,60	8,10	7,80	5,40	5,80	8,50	5,30	8,50	7,50	5,50	6,20	2,00	7,50	8,60	4	18	3	7,281	
77	1	7,90	8,70	8,40	7,70	8,10	8,30	5,70	5,40	8,80	8,50	6,50	8,30	6,50	5,50	1,99	7,50	8,50	6	19	2	7,506	
78	1	7,60	8,20	8,60	8,50	7,40	8,30	8,80	7,50	7,50	6,30	7,80	9,20	8,50	5,80	2,00	7,80	8,70	4	17	1	7,881	
79	1	7,50	8,60	8,70	7,50	8,20	5,80	7,80	7,10	6,50	6,20	6,80	8,50	5,20	6,20	1,59	7,50	5,40	6	18	3	7,056	
80	1	8,60	8,40	8,60	6,50	7,30	6,30	9,50	8,50	8,50	5,20	6,50	7,50	5,50	8,20	1,95	7,20	6,50	4	19	2	7,425	
81	1	9,50	8,20	8,50	5,50	7,20	5,20	9,20	9,10	7,70	8,50	8,90	8,50	6,50	7,50	1,98	6,50	6,30	4	18	3	7,656	
82	1	8,50	9,30	8,60	8,50	6,40	8,20	8,30	8,50	7,20	9,20	6,80	7,50	5,40	8,20	2,00	6,50	8,60	7	19	2	7,856	
83	1	8,50	8,40	8,50	9,20	6,70	9,20	5,40	6,00	9,20	9,60	6,70	8,50	8,50	8,30	1,58	7,50	6,30	7	18	2	7,781	
84	1	8,30	7,50	8,50	8,30	6,00	8,40	6,30	7,00	8,50	9,50	6,50	6,30	7,20	8,20	2,00	7,40	7,50	4	19	1	7,588	
85	1	8,30	6,50	8,20	6,30	7,30	8,60	6,00	6,50	8,20	9,30	6,50	5,50	7,30	8,30	1,54	7,80	8,20	4	18	2	7,413	
86	1	6,50	5,50	8,40	9,20	8,20	8,50	5,00	5,30	8,60	9,80	6,80	8,50	8,20	8,50	2,00	5,50	6,20	5	19	1	7,408	
87	1	6,50	5,80	8,30	9,30	8,10	8,60	8,50	6,50	8,70	8,50	6,70	7,50	7,20	7,20	1,58	6,50	7,50	4	18	2	7,575	
88	1	6,40	6,50	7,50	9,50	8,40	8,40	6,20	8,40	7,60	8,20	6,50	6,50	5,20	7,30	2,00	8,70	8,50	6	18	1	7,488	
89	1	6,30	6,20	5,20	8,30	8,80	8,70	6,30	8,50	7,40	8,20	5,80	8,50	7,40	7,50	1,85	7,50	6,50	7	18	1	7,294	
90	1	6,80	8,50	8,50	8,80	8,20	7,80	6,40	5,50	7,50	8,00	8,50	6,50	7,30	7,50	2,00	7,50	6,40	6	19	1	7,469	
91	1	6,40	8,40	7,50	8,50	8,40	5,20	8,50	5,20	5,00	6,00	8,60	8,50	7,30	7,80	1,63	7,80	8,20	4	19	1	7,306	
92	1	5,50	8,50	5,20	9,20	8,60	5,10	6,30	6,20	6,50	6,50	5,80	8,70	7,60	7,30	2,00	7,50	7,50	4	19	1	6,888	
93	1	5,80	9,20	8,20	7,30	8,50	5,40	5,40	6,30	6,50	6,50	5,70	8,60	7,40	7,10	1,65	6,50	5,60	7	19	1	6,863	
94	1	5,40	9,60	6,50	7,40	8,80	5,60	6,70	7,00	7,20	7,00	7,50	8,50	7,10	7,40	2,00	6,50	6,30	4	19	1	7,081	
95	1	7,50	8,50	8,60	7,10	8,40	8,70	8,80	8,50	8,00	8,50	6,50	6,50	7,60	8,20	1,35	7,50	5,40	7	19	1	7,756	
96	1	7,80	8,40	8,30	7,10	8,70	9,20	7,50	7,20	7,00	5,50	6,50	6,50	6,50	8,30	2,00	5,50	6,40	4	19	1	7,263	
97	1	5,80	8,60	8,10	7,20	8,30	6,20	7,40	7,20	7,00	9,20	8,50	6,50	7,80	8,50	1,48	6,50	8,20	4	18	2	7,538	
98	1	8,80	8,60	8,20	7,20	6,20	6,50	7,30	7,60	7,50	9,60	6,50	9,20	6,50	8,30	2,00	6,80	7,20	7	18	1	7,738	
99	1	9,20	8,50	8,40	7,20	8,60	7,20	7,20	7,50	7,00	8,30	6,50	5,50	8,30	8,20	1,36	8,50	8,20	4	17	1	7,769	
100	1	9,20	7,50	8,20	7,30	8,50	7,90	7,40	7,00	7,50	5,60	8,50	6,50	7,20	8,40	1,20	7,50	6,60	4	17	1	7,525	
101	1	5,60	8,50	8,60	7,80	8,80	7,50	6,50	6,00	6,50	7,50	8,60	8,50	7,70	8,80	2,00	6,50	9,20	7	19	2	7,625	
102	1	7,20	9,50	8,70	7,40	8,20	7,80	7,70	7,10	7,50	8,50	8,80	6,70	6,50	8,30	0,98	8,50	5,60	4	19	1	7,738	
103	1	7,30	8,50	8,50	7,50	8,40	7,90	7,40	7,30	7,50	6,50	8,50	5,80	6,50	8,20	1,58	8,70	8,40	7	19	1	7,681	
104	1	8,50	9,50	5,20	8,30	8,20	5,80	7,80	7,20	7,50	8,50	8,20	6,50	6,20	6,50	1,45	8,70	6,50	4	18	2	7,544	
105	1	8,50	9,80	5,30	7,20	7,80	8,40	7,20	7,60	7,80	6,50	8,60	8,80	6,30	8,40	2,00	6,50	6,50	6	21	1	7,438	
106	1	8,30	9,70	8,50	9,30	7,50	7,60	7,30	7,10	7,40	6,30	8,40	6,50	6,50	8,70	1,32	7,50	8,20	4	18	1	7,800	
107	1	7,40	8,50	8,40	8,20	7,20	7,20	7,50	7,60	7,50	8,50	8,70	5,80	7,30	5,80	1,65	7,50	6,50	4	20	2	7,450	
108	1	8,20	7,40	8,60	8,20	7,20	7,80	7,10	7,00	8,50	9,50	8,80	5,70	8,20	8,20	2,00	7,40	8,50	7	20	2	7,881	
109	1	7,30	7,00	8,70	7,50	7,40	7,70	7,80	7,50	9,20	8,50	7,70	6,30	5,20	8,40	1,58	7,50	7,50	4	21	1	7,563	
110	1	7,20	7,50	8,50	7,70	7,10	7,40	7,40	7,00	9,80	9,20	7,20	6,20	6,50	8,60	1,59	7,30	6,50	4	17	2	7,558	
111	1	6,40	7,40	8,60	7,50	7,30	7,90	7,80	7,50	9,50	9,50	7,50	5,20	8,50	8,20	1,38	7,40	5,40	7	19	1	7,588	
112	1	7,30	7,10	8,40	7,20	7,10	8,40	7,80	7,50	8,30	8,30	6,50	8,50	6,50	8,40	2,00	7,50	8,60	4	18	1	7,713	
113	1	6,00	7,70	8,60	7,60	7,10	7,20	7,90	7,50	7,20	8,60	8,50	8,50	7,50	8,20	1,89	7,30	6,50	4	19	1	7,619	
114	1	7,80	7,10	8,20	7,10	7,10	8,50	7,40	6,50	8,30	8,40	6,50	7,30	5,30	8,20	1,58	7,50	5,60	7	17	3	7,300	
115	1	6,80	7,20	8,60	7,80	7,40	6,20	7,20	6,00	9,20	8,20	8,50	7,10	8,50	6,60	1,54	7,50	8,50	4	17	1	7,506	
116	1	7,90	7,30	8,50	7,50	5,50	5,20	7,10	7,10	8,50	8,60	6,50	8,00	6,50	5,20	2,00	7,40	7,20	6	18	3	7,125	
117	1	8,00	7,20	8,20	7,20	6,20	6,80	5,20	7,30	8,40	8,20	6,50	5,00	7,50	7,50	1,32	7,40	5,60	7	19	2	7,013	
118	1	8,20	7,10	7,00	7,20	8,50	6,20	5,00	7,50	8,20	7,50	5,50	5,00	8,50	5,80	1,32	7,50	8,50	4	18	3	6,956	
119	1	9,50	7,30	6,00	6,30	8,60	6,50	5,80	7,20	7,70	6,50	8,50	6,00	6,60	6,50	0,59	7,80	5,30	4	19	2	7,100	
120	1	8,50	7,30	6,80	8,20	5,20	6,80	8,20	6,00	7,50	7,00	8,00	8,50	5,70	6,30	0,80	7,40	6,20	4	17	3	6,981	
121	0	7,50	7,50	7,50	8,30	6,30	6,90	6,20	5,00	7,60	5,20	6,00	6,50	5,20	6,50	2,00	7,30	8,30	7	18	3	6,738	
122	0	6,50	7,80	8,20	8,20	7,20	6,50	5,30	3,20	7,40	6,20	7,50	5,50	6,20	6,60	0,36	7,40	5,20	4	17	2	6,544	
123	0	6,20	7,60	7,50	8,20	5,40	6,30	8,10	7,00	7,20	5,30	5,40	6,50	5,60	8,20	1,65	7,50	6,30	4	18	3	6,769	
124	0	6,30	6,50	7,40	7,40	6,80	8,30	5,40	2,20	6,20	6,10	7,50	6,50	6,50	5,20	0,65	7,80	5,40	4	19	2	6,331	
125	0	7,50	6,20	6,50	7,30	8,50	7,60	5,80	3,50	6,50	5,20	7,50	5,50	6,30	5,20	0,89	6,50	6,30	7	19	2	6,356	
126	0	6,40	6,30	9,50	7,30	8,10	6,30	6,30	4,50	4,50	5,40	7,60	5,40	6,30	6,20	0,19	6,50	8,20	6	18	1	6,550	
127	0	7,40	6,50	8,20	9,20	8,20	5,20	8,20	7,00	5,00	6,30	6,70	6,50	6,20	6,30	0,58	6,70	7,20	4	18	3	6,925	
128	0	8,20	8,00	5,50	7,40	8,30	5,50	5,40	4,50	5,00	5,20	6,40	8,50	5,20	5,20	0,58	6,50	7,10	7	18	1	6,369	
129	0	6,20	5,50	6,20	7,20	8,60	4,50	5,20	5,20	5,50	5,50	6,30	7,50	5,30	5,10	1,32	6,40	5,20	4	17	1	5,963	
130	0	6,50	5,20	6,50	7,50	8,40	4,40	3,50	2,20	5,10	6,30	6,50	6,50	6,30	5,20	2,00	6,50	6,30	7	17	1	5,806	
131	0	7,50	7,40	8,50	7,40	8,90	3,70	4,50	4,00	5,00	6,50	5,60	5,50	6,20	6,30	1,65	6,50	5,40	4	17	1	6,181	
132	0	9,00	7,20	8,40	7,10	8,60	6,20	5,20	3,20	6,00	5,40	6,20	6,50	5,20	5,20	1,88	6,40	8,20	6	18	1	6,500	
133	0	6,50	7,30	9,50	7,30	7,80	5,20	3,50	2,20	3,50	4,50	6,30	5,40	6,30	5,30	1,65	6,40	6,20	4	17	2	5,825	
134	0	8,50	7,30	8,50	7,70	7,20	8,00	3,50	3,30	5,00	5,10	8,20	6,50	5,10	5,10	1,54	6,30	8,30	4	17	1	6,350	
135	0	5,50	9,00	5,50	7,50	7,80	5,20	5,20	3,50	6,00	4,50	6,30	8,50	6,30	5,40	1,65	6,40	5,40	7	18	2	6,125	
136	0	5,90	9,20	5,20	7,30	7,80	6,20	6,20	5,00	5,20	5,00	6,80	6,70	5,50	5,30	1,23	6,40	6,50	6	17	3		

Matriz geral dos dados:

Alunos	v0	v1	v2	v3	v4	v5	v6	v7	v8	v9	v10	v11	v12	v13	v14	v15	v16	v17	v18	v19	v20	Media de notas
151	0	7,10	7,30	7,10	7,10	5,30	5,20	7,70	7,10	6,60	5,50	6,50	5,30	6,50	5,10	2,00	5,60	8,50	6	19	1	6,469
152	0	7,30	5,50	7,20	7,40	9,20	8,20	7,80	7,20	6,50	5,50	5,80	6,20	6,50	5,10	1,65	5,70	6,30	4	19	3	6,700
153	0	6,20	8,40	7,60	7,30	8,20	4,20	7,60	7,30	6,80	6,20	5,30	5,30	6,50	5,10	1,32	5,70	5,20	7	17	2	6,556
154	0	6,10	5,30	7,90	7,50	7,70	5,20	7,40	7,10	6,40	6,20	5,30	5,30	6,30	5,30	1,78	5,60	5,30	4	18	2	6,225
155	0	5,50	7,50	7,50	7,10	5,50	6,10	5,50	5,00	5,20	5,50	5,00	8,50	5,20	5,60	2,00	5,40	8,30	5	19	1	6,150
156	0	5,20	5,30	7,60	7,60	6,20	8,40	6,20	5,20	6,30	7,00	6,00	7,50	5,10	5,60	1,65	6,50	8,10	6	20	1	6,488
157	0	7,70	5,20	7,20	7,20	8,20	6,20	6,30	5,20	8,20	8,60	7,00	7,60	5,30	5,30	2,00	7,50	6,20	7	17	2	6,800
158	0	7,80	7,10	8,20	7,20	5,20	5,20	6,50	6,00	9,20	9,50	6,00	6,50	6,30	5,20	1,56	7,40	5,30	5	17	1	6,758
159	0	7,90	7,30	5,50	5,50	8,30	4,10	4,50	5,20	9,60	8,20	7,00	5,50	6,30	5,20	2,00	7,60	8,60	7	19	2	6,519
160	0	7,70	7,50	5,30	6,30	8,10	7,10	5,00	4,50	7,40	7,40	8,00	5,50	5,20	5,40	1,54	7,50	6,20	4	17	1	6,506
161	0	8,50	7,20	6,50	5,20	8,50	7,10	7,50	6,00	8,20	8,40	5,50	8,50	5,40	6,50	2,00	7,30	5,30	6	17	2	6,975
162	0	7,30	7,20	6,20	5,30	8,20	8,40	6,20	5,20	5,50	5,50	5,60	7,50	5,30	5,20	1,65	7,10	8,20	7	17	1	6,494
163	0	7,10	7,20	8,20	6,20	8,10	6,20	5,50	4,20	5,00	3,50	5,00	6,50	5,60	6,30	2,00	7,70	8,50	4	19	2	6,300
164	0	7,10	7,30	8,30	6,10	8,10	3,50	6,50	6,10	5,10	5,50	6,00	8,50	5,50	5,20	1,98	7,50	8,40	6	18	1	6,544
165	0	5,50	7,30	8,50	5,60	8,10	5,50	5,30	6,20	5,00	5,50	5,40	8,50	7,50	6,50	2,00	7,40	8,60	5	19	2	6,525
166	0	6,20	7,50	8,40	5,20	6,30	6,50	6,50	6,00	5,20	8,50	6,50	8,50	6,50	5,60	1,65	7,50	8,30	7	18	1	6,825
167	0	6,30	5,50	8,60	5,00	6,50	8,50	6,50	6,00	6,20	9,50	6,50	6,50	5,60	7,60	2,00	7,30	6,30	5	18	3	6,775
168	0	6,20	5,30	9,20	5,20	8,60	5,20	6,20	6,20	6,50	8,50	6,40	5,50	6,50	7,80	1,65	7,60	5,30	6	18	2	6,638
169	0	6,10	5,20	8,40	8,20	8,20	4,20	5,20	6,10	6,30	4,50	8,60	5,00	5,70	7,90	2,00	7,40	6,20	4	19	1	6,450
170	0	6,00	5,10	8,20	6,20	8,60	4,00	3,50	2,50	6,40	6,50	7,50	5,00	5,80	7,20	1,98	7,30	5,30	7	18	2	6,944
171	0	5,50	5,10	8,60	7,20	8,30	5,20	4,50	3,50	6,50	5,50	6,60	5,50	5,30	5,20	2,00	7,50	6,30	4	17	3	6,144
172	0	8,00	5,40	8,50	7,20	8,20	4,50	3,00	4,50	6,50	5,30	6,50	5,30	6,20	5,30	1,54	7,60	5,70	7	20	2	6,106
173	0	5,20	5,60	8,00	7,10	8,40	7,20	5,00	4,00	6,50	5,80	8,50	5,60	6,30	5,10	1,65	7,60	7,20	4	21	1	6,444
174	0	5,30	5,60	8,20	7,20	8,10	7,20	5,50	5,00	6,30	8,60	6,60	6,50	6,60	5,30	1,32	7,40	4,60	4	20	2	6,625
175	0	9,00	5,40	8,40	7,20	8,20	7,10	5,20	5,20	7,70	8,10	8,50	8,50	6,50	5,00	2,00	6,70	6,50	7	17	3	7,075
176	0	6,20	5,60	8,40	7,30	8,30	5,60	5,20	5,20	7,50	5,20	7,50	5,50	5,60	5,60	1,89	7,20	5,60	6	19	2	6,344
177	0	8,50	6,40	8,10	7,10	8,60	6,20	5,30	5,10	7,50	7,20	7,20	5,20	6,30	5,60	1,98	7,30	6,20	4	18	1	6,675
178	0	5,50	5,30	8,20	7,30	8,60	8,30	7,00	6,00	7,20	5,20	5,50	5,30	6,20	5,20	2,00	7,30	8,90	7	17	2	6,669
179	0	6,20	5,60	8,60	5,20	6,30	7,20	6,20	6,10	7,20	7,50	6,50	5,20	6,10	5,30	1,87	7,60	6,50	6	18	1	6,456
180	0	6,30	5,20	5,20	5,60	5,50	5,40	6,50	6,20	5,50	5,50	8,50	5,30	6,20	5,60	1,65	6,50	8,60	4	19	2	6,113
181	0	6,50	5,20	5,30	7,20	7,20	5,60	6,50	6,30	4,50	4,50	8,40	5,60	6,50	5,40	0,65	5,60	6,30	7	17	1	6,038
182	0	6,20	5,30	5,60	6,20	7,20	7,60	8,50	6,80	6,20	6,00	8,30	6,50	5,20	6,20	2,00	6,50	5,60	6	18	1	6,484
183	0	6,30	5,10	5,40	7,20	7,20	5,20	8,40	7,00	5,30	5,50	8,40	5,30	5,40	6,30	0,32	6,50	5,50	4	19	1	6,250
184	0	7,50	5,20	5,10	7,50	8,50	6,50	7,50	7,20	5,30	5,20	8,60	6,30	8,50	6,20	0,65	6,40	6,30	7	17	1	6,738
185	0	7,80	5,30	5,20	6,50	5,20	7,40	6,50	6,20	6,50	5,40	6,50	6,20	6,50	6,10	0,12	5,60	8,20	4	18	3	6,306
186	0	5,20	7,40	5,60	6,20	5,20	7,20	4,50	4,50	5,10	5,30	7,80	5,50	7,60	7,50	0,78	5,50	5,50	7	19	1	5,969
187	0	5,20	8,50	5,20	6,50	8,50	7,10	7,20	6,20	5,50	5,50	6,50	5,30	7,70	8,50	0,79	5,60	6,20	4	19	3	6,358
188	0	7,90	7,20	5,40	6,30	6,20	5,60	7,60	7,50	6,00	5,20	6,50	5,10	5,50	6,20	0,98	6,50	8,30	6	17	1	6,419
189	0	7,40	5,20	5,60	6,20	7,50	6,20	6,00	7,00	7,50	5,10	5,20	6,30	5,20	5,20	0,98	6,70	6,50	4	17	2	6,194
190	0	7,50	6,20	5,70	8,10	6,20	8,20	7,20	7,00	6,50	5,10	5,30	5,20	5,30	6,30	0,54	5,40	7,50	6	17	1	6,294
191	0	7,10	6,30	5,30	6,50	8,50	5,40	5,00	6,00	6,20	5,20	5,10	5,40	5,30	5,20	0,56	5,50	4,50	7	17	3	6,781
192	0	7,40	6,30	5,30	6,50	7,20	6,30	6,00	5,00	2,20	5,20	5,10	6,50	5,60	5,10	0,80	6,40	6,50	6	18	2	5,788
193	0	7,40	6,20	5,20	8,30	6,30	5,60	5,50	5,20	8,50	5,60	5,40	6,30	5,20	7,30	2,00	6,50	6,50	4	19	1	6,313
194	0	7,80	6,50	5,20	7,70	8,20	5,20	5,30	3,20	6,50	8,50	6,50	5,50	5,40	7,20	0,56	7,50	8,20	7	17	2	6,613
195	0	7,80	6,30	5,40	6,50	7,70	6,30	8,50	6,40	5,50	5,50	6,30	6,50	5,80	7,10	0,59	7,60	6,50	6	19	1	6,481
196	0	5,60	6,10	5,20	6,30	7,30	8,20	7,50	7,00	5,20	7,50	5,20	5,50	5,30	7,60	0,98	7,50	9,20	7	18	3	6,638
197	0	6,20	6,20	5,30	6,20	7,20	7,20	7,10	7,00	4,50	7,60	8,50	6,50	5,10	7,20	2,00	6,50	5,60	6	18	2	6,484
198	0	5,30	6,20	5,60	6,30	7,30	6,50	7,50	7,50	8,60	6,20	6,00	8,50	5,30	7,40	0,96	6,50	6,30	4	18	3	6,688
199	0	6,20	6,30	6,20	9,50	7,20	6,30	7,50	7,20	8,40	5,50	5,00	7,50	5,60	7,30	0,98	6,50	8,20	6	19	1	6,900
200	0	6,10	6,20	8,20	6,50	7,50	8,40	7,20	7,10	6,50	6,50	6,00	5,30	5,20	5,20	0,97	6,50	7,40	4	20	3	6,613
201	0	6,10	6,30	9,50	6,50	7,20	8,50	7,60	7,50	6,70	6,50	6,00	5,60	5,00	6,20	0,98	6,40	5,40	7	17	2	6,688
202	0	6,20	6,50	9,30	8,30	7,40	7,20	7,40	7,00	6,50	8,50	8,50	8,50	5,10	6,20	0,69	6,30	8,20	6	17	1	7,319
203	0	6,50	6,20	6,50	7,50	7,30	7,40	7,60	7,00	5,50	9,50	6,00	7,40	5,60	5,20	0,96	5,40	8,30	4	17	3	6,931
204	0	6,40	6,20	9,30	8,60	7,20	8,20	7,50	6,50	6,50	6,50	6,50	5,20	6,50	5,50	2,00	6,50	5,60	7	17	2	6,794
205	0	7,40	6,30	6,20	7,40	7,30	6,50	7,20	6,00	8,50	7,50	7,40	9,50	6,30	6,20	0,95	6,70	6,50	7	19	1	7,056
206	0	7,10	5,20	5,20	8,50	7,40	5,40	4,50	6,20	8,50	5,00	7,50	5,50	8,60	5,20	2,00	7,60	7,50	7	18	3	6,556
207	0	7,20	7,20	5,10	8,20	7,60	6,50	5,00	7,70	6,50	6,00	7,50	5,20	8,80	5,50	0,98	5,40	6,50	6	17	2	6,619
208	0	7,80	7,30	8,40	8,20	7,60	8,40	7,20	7,50	8,50	5,00	8,50	5,50	5,20	6,20	0,56	5,50	6,20	4	17	1	7,050
209	0	7,30	7,40	5,50	8,60	7,80	7,60	5,50	7,60	5,50	5,30	6,50	5,30	5,20	5,20	2,00	6,50	6,30	7	18	2	6,444
210	0	6,50	7,20	6,20	8,40	7,20	7,40	5,60	6,00	5,30	5,30	5,20	5,50	5,40	6,20	0,83	5,40	5,40	6	19	3	6,138
211	0	6,50	5,50	8,60	8,10	7,10	7,20	6,00	6,10	5,20	4,50	6,30	5,40	5,30	5,30	0,98	5,40	6,30				

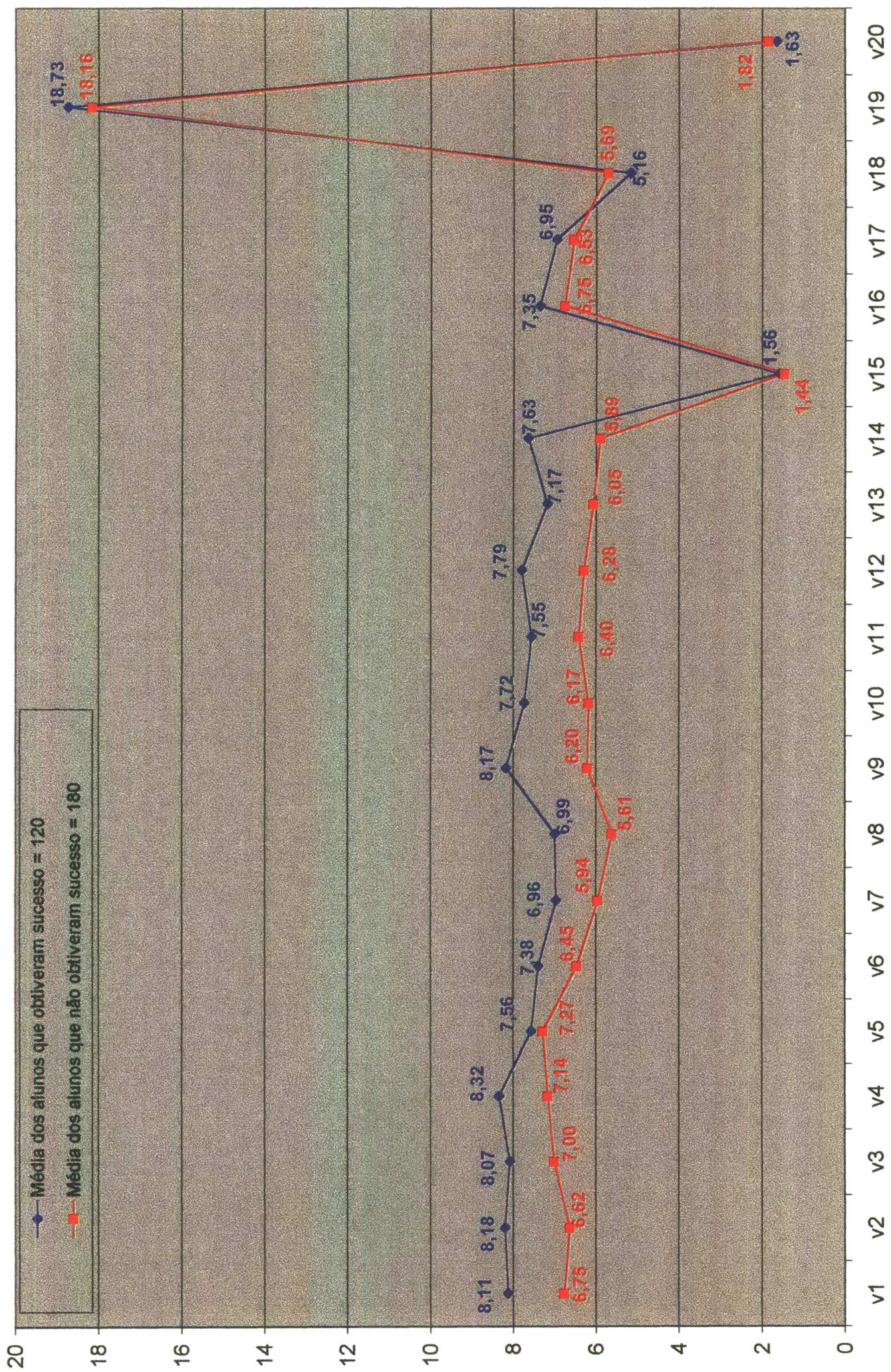
Matriz geral dos dados:

Alunos	v0	v1	v2	v3	v4	v5	v6	v7	v8	v9	v10	v11	v12	v13	v14	v15	v16	v17	v18	v19	v20	Media de notas
226	0	8,00	8,20	8,20	8,20	8,50	7,40	4,40	3,50	4,50	6,50	6,90	8,50	5,60	5,30	1,56	7,40	5,30	7	18	2	6,400
227	0	7,50	8,20	5,20	6,20	5,20	7,80	3,20	3,80	4,50	3,50	6,90	5,40	5,20	6,20	2,00	7,50	6,20	6	18	2	5,788
228	0	8,50	8,40	6,40	5,30	7,10	7,90	2,20	3,50	3,50	4,00	6,20	6,50	5,20	7,50	1,32	7,60	5,30	7	17	2	5,944
229	0	8,80	8,20	6,50	8,20	7,70	7,90	8,00	7,00	5,00	4,50	8,50	8,50	5,30	6,50	1,96	7,40	6,30	6	19	3	7,131
230	0	5,50	8,40	8,80	6,30	7,00	7,50	7,70	6,50	6,20	5,20	6,50	5,50	5,10	5,80	1,89	7,30	5,30	7	18	3	6,513
231	0	5,40	8,00	8,40	5,30	7,40	7,40	7,20	7,00	7,50	6,50	5,50	7,50	5,10	6,50	1,96	7,40	8,20	6	19	1	6,894
232	0	5,10	8,50	8,70	6,20	6,50	7,50	4,40	4,50	6,50	6,20	4,50	5,50	5,30	5,80	1,98	7,50	4,20	7	19	3	6,044
233	0	5,60	6,20	8,90	7,80	7,20	7,20	3,20	3,50	8,50	7,60	5,50	6,50	5,00	5,20	1,63	7,50	6,30	7	18	1	6,338
234	0	5,30	9,20	8,20	8,20	8,20	6,20	2,20	3,20	4,50	4,50	6,50	5,50	5,10	7,50	1,89	7,50	8,30	6	18	3	6,256
235	0	8,00	6,30	5,80	5,80	5,20	5,50	4,20	4,20	4,50	6,60	8,50	6,30	5,30	6,50	1,98	7,30	5,50	6	18	3	5,956
236	0	7,30	6,50	6,20	9,30	5,80	5,20	5,50	5,00	4,50	4,50	5,20	6,20	5,80	8,50	1,65	7,20	5,40	7	17	3	6,106
237	0	8,40	6,20	9,50	5,20	8,20	6,20	3,20	4,30	4,50	4,00	5,40	5,00	5,40	6,50	1,98	7,30	5,60	7	18	1	5,806
238	0	7,30	6,50	6,20	5,30	7,20	6,10	2,50	3,20	4,00	3,50	5,50	5,50	7,50	5,30	1,89	7,10	6,50	7	19	3	5,575
239	0	7,50	6,20	6,50	6,20	7,40	8,40	5,00	4,50	3,50	3,80	6,50	5,20	6,50	5,40	1,78	7,30	8,30	4	19	1	6,125
240	0	7,80	6,20	6,20	6,20	8,20	8,20	6,20	6,00	5,00	4,50	6,20	5,10	8,50	5,80	1,74	7,40	6,20	4	18	1	6,456
241	0	7,40	6,20	9,20	5,30	8,20	8,70	5,20	5,00	5,50	5,30	6,80	5,70	5,30	5,30	1,85	7,40	5,30	4	17	1	6,363
242	0	7,90	5,20	6,50	6,20	7,20	6,20	5,50	5,20	5,50	4,50	8,20	5,40	5,50	5,30	1,75	7,30	8,20	6	17	3	6,236
243	0	5,50	5,50	6,20	6,30	5,30	6,30	6,20	5,30	5,50	4,50	5,20	5,80	5,40	5,80	1,60	7,40	5,40	4	18	1	5,700
244	0	6,50	6,30	7,50	6,20	6,30	6,50	6,50	6,20	6,50	6,50	5,20	6,50	5,20	6,20	1,90	7,40	6,20	7	18	1	6,356
245	0	6,50	6,30	5,80	5,20	7,40	5,80	6,30	6,50	6,30	6,20	5,30	8,50	5,80	6,10	1,50	7,50	8,20	4	19	1	6,444
246	0	5,50	6,20	7,80	8,60	7,30	8,90	6,10	5,00	5,00	6,50	5,00	8,50	7,40	6,30	1,80	7,50	7,20	6	19	1	6,788
247	0	8,50	6,50	6,50	7,60	8,20	7,80	4,50	4,50	5,00	8,50	5,50	9,50	8,40	6,20	2,00	7,60	6,20	4	18	3	6,838
248	0	8,50	5,20	5,30	8,30	7,50	7,20	5,50	6,00	6,50	5,50	6,00	8,50	8,20	6,30	1,23	7,80	4,50	7	17	1	6,663
249	0	9,00	5,30	8,50	7,20	8,30	8,50	6,20	6,00	6,50	5,50	6,50	6,50	8,40	6,10	1,45	7,50	5,20	4	17	1	6,950
250	0	8,50	5,20	8,40	8,20	8,80	7,50	5,50	5,00	5,20	6,50	7,50	6,30	7,40	6,50	1,10	7,30	5,30	7	17	1	6,806
251	0	8,70	5,40	8,40	8,20	8,40	6,50	6,20	6,10	7,00	5,50	5,30	6,50	8,10	6,20	1,45	7,50	5,10	4	18	1	6,819
252	0	9,50	5,20	8,80	7,20	7,80	6,30	6,20	6,30	6,50	6,50	6,50	6,40	5,20	6,00	2,00	8,40	5,20	6	19	1	6,600
253	0	8,40	5,10	8,40	8,30	7,80	6,20	5,00	4,00	4,50	8,50	8,50	6,20	5,10	6,20	1,96	6,50	6,30	7	18	1	6,550
254	0	8,50	5,20	8,20	8,20	5,20	6,10	4,50	4,20	4,50	3,50	3,50	6,80	5,20	6,30	1,98	8,40	4,80	4	17	1	5,681
255	0	5,50	5,30	5,30	8,20	8,20	6,50	5,20	3,50	9,00	8,50	8,50	5,80	8,40	6,20	1,85	6,30	8,20	7	18	3	6,775
256	0	5,80	5,20	6,20	7,20	7,30	6,90	5,80	6,00	7,00	6,50	6,50	5,50	5,20	5,20	1,89	6,20	7,20	6	19	2	6,200
257	0	5,40	5,60	6,30	8,30	7,20	4,50	5,50	5,50	7,50	6,50	6,50	5,50	8,40	5,40	1,85	5,50	6,30	7	17	1	6,213
258	0	5,30	8,30	6,50	7,20	7,40	8,40	6,50	6,00	6,50	8,50	7,00	7,50	5,20	7,50	1,65	6,50	7,40	6	18	2	6,981
259	0	7,20	8,40	6,90	8,60	7,30	6,30	5,20	5,00	6,80	9,50	6,00	8,50	5,30	4,50	2,00	5,80	8,20	7	19	1	6,831
260	0	7,30	8,60	8,00	7,20	7,30	5,00	4,50	4,20	4,50	4,50	4,50	7,50	5,40	5,40	1,80	7,80	6,50	6	17	2	6,125
261	0	7,40	5,20	5,20	8,60	7,20	5,40	6,20	5,00	6,50	6,00	6,00	6,50	7,70	6,20	1,95	5,80	5,30	7	18	1	6,250
262	0	7,50	8,30	6,10	7,70	7,10	5,20	4,50	5,00	4,50	5,00	5,00	5,50	7,10	5,30	1,69	5,40	7,40	6	18	2	6,038
263	0	7,50	8,20	6,20	5,20	7,80	7,20	6,20	6,00	6,50	5,50	5,00	5,40	6,20	5,10	1,65	5,40	6,50	7	19	1	6,231
264	0	7,60	8,30	6,30	8,30	7,20	8,20	6,10	6,20	5,50	5,80	5,50	5,50	5,50	5,80	1,32	5,70	6,30	6	20	2	6,463
265	0	7,60	8,20	6,50	9,20	7,10	8,40	5,20	3,50	4,50	5,70	5,30	5,60	5,30	5,30	1,84	6,70	5,30	4	21	1	6,213
266	0	7,70	8,30	9,20	8,10	7,80	8,40	5,10	6,20	5,00	5,50	5,30	6,50	5,10	5,20	2,00	7,80	6,50	4	24	2	6,706
267	0	7,80	8,00	5,20	7,20	7,10	7,70	5,50	6,20	5,50	5,60	6,20	6,30	5,40	5,40	1,89	8,50	7,50	6	23	2	6,569
268	0	5,20	8,00	8,40	8,20	7,40	6,50	4,50	4,50	4,50	8,30	5,20	6,30	5,30	5,20	1,23	6,50	6,50	7	17	1	6,156
269	0	5,30	8,20	8,50	8,60	6,20	6,30	6,20	6,20	6,20	6,20	5,30	6,20	5,80	5,30	1,25	8,40	6,30	6	18	2	6,513
270	0	8,20	5,20	8,40	8,10	5,30	6,20	3,50	4,20	6,50	6,20	8,50	5,70	5,40	5,20	1,30	8,50	5,50	7	20	2	6,038
271	0	6,00	5,40	8,70	7,20	8,20	6,50	6,50	7,00	7,50	6,50	6,50	5,30	5,70	5,30	1,56	7,50	6,30	6	18	3	6,631
272	0	6,30	6,20	8,90	7,40	5,30	7,70	5,20	7,20	7,50	6,30	8,50	6,30	5,30	5,10	2,00	6,50	8,00	7	19	3	6,731
273	0	6,50	7,20	6,30	7,80	9,20	5,20	4,50	3,50	4,50	6,20	7,50	6,20	5,80	5,40	1,58	8,40	6,30	4	20	2	6,256
274	0	9,00	7,20	5,20	7,30	8,20	6,20	5,40	3,20	6,50	6,20	6,50	5,80	5,20	6,20	1,89	5,30	4,80	7	24	2	6,138
275	0	5,20	7,40	9,20	7,20	6,20	6,10	6,30	6,50	5,50	6,50	5,50	5,40	5,10	7,50	1,98	7,80	6,30	6	17	1	6,469
276	0	6,10	7,40	8,30	7,50	8,30	6,40	7,20	7,50	7,80	6,10	5,20	5,60	5,30	5,20	1,65	7,50	5,20	4	20	2	6,644
277	0	7,70	7,20	5,30	8,20	8,50	6,20	5,50	4,50	5,00	6,30	6,80	7,50	5,40	5,40	1,80	4,50	7,20	7	18	3	6,325
278	0	7,50	7,20	7,80	8,20	5,40	6,30	4,50	3,50	4,00	6,50	8,00	8,00	5,80	5,30	1,45	5,50	6,20	6	17	3	6,206
279	0	8,50	7,10	7,40	8,20	5,80	5,20	3,30	3,50	4,50	6,40	6,00	6,00	5,80	5,20	2,00	6,50	5,30	7	19	2	5,906
280	0	6,50	7,30	7,50	8,10	6,30	5,40	3,50	4,50	3,50	6,30	5,50	5,50	5,70	5,30	1,32	7,60	6,30	7	18	1	5,925
281	0	5,60	7,40	7,80	8,20	6,80	7,10	3,20	4,50	5,00	6,50	4,50	6,50	5,90	5,10	1,85	5,70	8,20	7	17	2	6,100
282	0	6,50	7,30	7,90	8,30	6,20	7,10	5,20	4,50	5,20	6,20	6,50	5,50	5,40	5,20	1,32	7,50	5,30	7	17	3	6,238
283	0	6,30	7,50	7,50	5,20	6,50	5,20	4,60	5,50	5,10	6,20	6,00	6,50	5,00	5,40	1,65	6,70	7,20	6	18	2	6,019
284	0	6,50	7,40	6,20	6,30	6,40	6,20	5,20	6,00	5,80	6,50	6,50	6,60	6,20	5,20	1,89	8,50	8,20	4	20	3	6,469
285	0	6,10	7,20	6,50	9,20	6,80	5,10	8,50	7,50	5,30	6,30	6,20	6,80	7,20	5,30	1,63	6,50	5,60	7	17	1	6,613
286	0	7,40	5,20	6,30	8,20	6,80	6,40	6,20	6,00	5,80	6,10	6,10	6,50	6,20	5,20	1,56	6,70	6,30				

Matriz geral dos dados:

Alunos	v0	v1	v2	v3	v4	v5	v6	v7	v8	v9	v10	v11	v12	v13	v14	v15	v16	v17	v18	v19	v20	Media de notas
Nota dos alunos aprovados	120	8,113	8,182	8,073	8,323	7,555	7,379	6,956	6,985	8,166	7,722	7,550	7,787	7,170	7,629	1,562	7,348	6,948	5,158	18,733	1,625	7,618
Nota dos alunos reprovados	180	6,747	6,618	6,997	7,144	7,274	6,448	5,937	5,806	6,199	6,166	6,401	6,279	6,052	5,891	1,444	6,750	6,527	5,894	18,156	1,822	6,440
Relação % entre ambos	-33,33%	20,25%	23,66%	15,38%	16,51%	3,87%	14,44%	17,17%	24,61%	31,72%	25,24%	17,96%	24,01%	18,47%	28,52%	8,16%	8,86%	6,44%	-8,41%	3,18%	-10,82%	18,30%
	Maior valor =	9,80	9,80	9,50	9,60	9,20	9,20	9,50	9,10	9,60	9,60	8,90	9,50	9,30	8,70	2,00	9,50	9,20	7	25	3	9,375
	Menor valor =	5,10	5,10	5,00	5,00	5,20	3,50	2,20	2,00	2,20	3,50	3,50	5,00	5,00	4,50	0,10	4,50	3,20	4	18	1	4,031

Média Geral dos alunos com e sem sucesso:



Comparativo entre os maiores e menores valores citados:

